
신경회로망을 사용한 넓은 온도 범위의 증기표 모델링

이태환*

Modelling the wide temperature range of steam table using the neural networks

Tae-Hwan Lee*

요 약

열장치의 열성능 평가를 위한 수치해석에서는 온도, 압력, 체적, 엔탈피, 엔트로피 등의 열역학적 성질들의 수치 값이 필요하다. 그러나 열역학적 성질들 사이의 관계를 나타내는 증기표는 그대로 이용할 수는 없기 때문에 모델링 하여 사용하여야 한다. 본 연구에서는 스플라인 보간법과 비교함으로써, 습포화증기의 모델링에 신경회로망의 적용 가능성을 검토하였다.

다층신경회로망을 구성하기 위하여 입력층으로 온도에 대한 1개의 노드, 두 개의 은닉층은 각각 10개와 20개의 노드, 출력층은 포화액과 건포화증기에 대한 비체적, 엔탈피, 엔트로피 등의 6개의 노드로 구성하였으며, 스플라인 보간법은 2차 다항식과 3차 다항식을 사용하였다.

소구간으로 구성된 스플라인 보간법과 비교하여 신경회로망 모델링은 비슷한 백분율 오차를 보여주었으며, 이 결과로부터 넓은 온도 범위의 증기표 모델링에 신경회로망이 아주 강력한 방법임을 확인하였다.

ABSTRACT

In numerical analysis on evaluating the thermal performance of the thermal equipment, numerical values of thermodynamic properties such as temperature, pressure, specific volume, enthalpy and entropy are required. But the steam table itself cannot be used without modelling. In this study applicability of neural networks in modelling the wide temperature range of wet saturated vapor region was examined.

the multi-layer neural network consists of a input layer with 1 node, two hidden layers with 10 and 20 nodes respectively and a output layer with 6 nodes. Quadratic and cubic spline interpolations methods were also applied for comparison.

Neural network model revealed similar percentage error to spline interpolation. From these results, it is confirmed that the neural networks could be powerful method in modelling the wide range of the steam table.

키워드

증기표(Steam table), 포화증기(Saturated vapor), 신경회로망(Neural network), 스플라인 보간법(Spline interpolation)

I. 서 론

최근 흔히 발생하고 있는 기상이변 등의 재앙은 인류의 생존을 크게 위협하고 있는 실정이며, 그 주된 원인이 배출가스 등으로 인한 환경오염으로 판단되고 있다.

배출가스의 증가를 억제하는 가장 좋은 방법은 에너지를 효율적으로 사용하는 방법이라고 할 수 있다. 특히 상변화(phase change)를 이용하는 열장치(thermal equipment)의 설계 과정에서 열성능(thermal performance)을 정확하게 예측하는 것은 이러한 관점에서 큰 의미가 있다.

상변화에 대한 수치해석적인 기법[1,2]은 주로 반복법(iteration method)이 사용되며, 각각의 반복 과정에서 온도(temperature), 압력(pressure), 체적(specific), 엔탈피(enthalpy), 엔트로피(entropy), 건조(dryness fraction) 등 여러 열역학적 성질(thermodynamic property)들의 수치값을 필요로 한다. 그러나 이러한 열역학적 성질들은 증기표(steam table)[3]나 선도(diagram) 등의 형태로 주어지기 때문에 직접적으로 수치해석에 이용하는 것은 불가능하다. 현실적으로 가능한 방법은, 이러한 열역학적 성질들에 대한 수치값들을 보간법(interpolation method)[4]에 의한 근사값으로 대체하는 방법이지만, 적절한 근사를 보장할 수 있는 근사함수(approximation function)을 찾아내는 것이 가장 중요한 관건이 된다.

그러나 열역학적 성질들은 서로 아주 복잡한 함수 관계를 형성하고 있기 때문에 적절한 근사함수를 찾아내는 것은 쉽지 않다. 가장 일반적으로 사용되는 다항식이나 지수함수도, 상변화 물질이나 상태, 혹은 근사 범위에 따라 적용 가능성이 결정된다. 그래서 근사함수의 선택은 개인별, 모델링 범위에 따라 극히 한정적이기 때문에 체계적이지 못한 실정이다. 특히 정밀성을 보장받기 위하여 여러 구간으로 나누어 모델링하는 경우에, 접합점 근처에서 열역학적 성질들의 수치값이 서로 일치하지 않고, 심지어는 크기가 역전되는 불연속성이 크게 문제가 된다.

이러한 단점을 극복하기 위하여 신경회로망(neural network)[5,6]을 사용하여 증기표를 모델링[7-10]하는 작업이 본 저자에 의하여 시도된 적이 있다. 그러나 이러한 모델링이 상당한 성공을 거두었지만, 넓은 범위의 모델링의 보간법에 대한 상대적 장점에 대하여는 검토된 바가 없다. 본 연구에서는 물(water)의 포화상태를 대상으로 신경회로망을 사용한 모델링을 스플라인 보간법과 비교해 봄으로써, 넓은 범위의 모델링에 신경회로망의 적용 가능성을 검토하고자 한다.

II. 해석방법

2.1. 열역학적 성질

증기표나 선도(diagram)에는 여러 가지 열역학적 성질들 사이의 관계가 나타나 있다.

그림 1은 상변화 물질의 온도 T , 압력 P , 비체적 v , 엔탈피 h , 엔트로피 s , 건조 x 등의 열역학적 성질 사이의

관계를 나타낸 몰리에 차트(Mollier chart)이다. 성질들 사이의 복잡한 관계 때문에 곡선적합(curve fitting)에 있어서 많은 문제가 있음을 짐작할 수 있다.

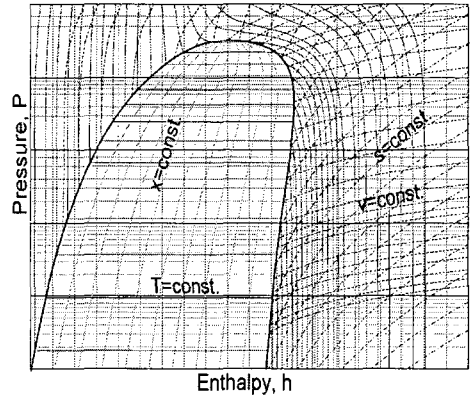


그림 1. 몰리에 차트
Fig. 1. Mollier chart

몰리에 차트에 굵은 선으로 표시된 반타원형의 왼쪽은 상변화 물질이 액체(liquid)로만 존재하는 압축상태(compressed state)를 나타낸다. 반타원형 내부는 액체와 기체(vapor)가 공존하는 포화상태(saturated state)를 나타내며, 열을 가해도 온도의 변화는 없이 상변화만 일어난다. 반타원형의 오른쪽은, 과열증기상태(superheated vapor state)를 나타내며, 기체만 존재하는 영역이다.

과열상태에서는 열역학적 성질 중 두 성질을 알면 나머지 성질들은 자동적으로 결정된다. 포화상태에서도 두 개의 입력이 필요한 것은 마찬가지지만 차이점도 존재한다. 포화상태에서는 포화온도나 포화압력 중 하나가 결정되면 나머지는 자동적으로 결정된다. 따라서 포화상태에서 열역학적 성질들을 구하기 위한 두 개의 입력 중 포화온도와 포화압력이 중복되면 안 된다. 그러나 포화상태에서는 포화온도나 포화압력에 의해 포화액과 건포화증기의 열역학적 성질들이 결정되며, 이 점은 몰리에 차트에서 확인할 수 있다. 포화영역에서 X 를 열역학적 성질, 하첨자 f 와 g 를 각각 포화수와 건포화증기를 나타낸다고 할 때, 열역학적 성질들은 다음 식에 의해 결정된다.

$$X = (1 - x)X_f + xX_g \tag{1}$$

따라서 열역학적 성질들을 직접 계산하지 않고 식 (1)

을 이용할 경우 포화상태에서는 하나의 입력만으로도 충분하다.

표 1. 입출력 성질
Table 1. Input and output properties

	specification
fluid	water
state	saturated state
input data	saturation temperature (T)
output data	specific volume (v_f, v_g) specific enthalpy (h_f, h_g) specific entropy (s_f, s_g)

입력이 2 개인 경우, 비교할 스플라인 보간법의 보간다항식은 훨씬 더 복잡해지며, 신경회로망 모델링의 가능성만을 검토한다는 목적에서, 표 1과 같이 포화상태에서의 포화온도를 입력으로 선정하였다. 출력으로는 포화액과 건포화증기의 비체적, 엔탈피, 엔트로피 등이 계산된다.

2.2. 스플라인 보간법

전체의 데이터를 곡선적합할 수 있는 근사함수를 찾기 어려울 경우, 흔히 여러 개의 소구간으로 나누어 모델링한다. 그러나 이러한 방법의 가장 큰 단점은 두 소구간의 경계에서 발생하는 불연속성이다. 스플라인(spline) 보간법은 소구간의 경계에서 발생하는 이러한 단점을 극복할 수 있는 보간법으로 알려져 있다.

스플라인 보간법의 보간다항식이 선형이라면 연속성은 보장되지만, 소구간의 경계에서 미분 가능성이 보장되지 않는다. 보간다항식이 2차식이라면 연속성과 미분 가능성이 모두 보장되지만, 끝점에서 미분 조건을 다양하게 적용시킬 수 없다는 단점이 있다. 연속성과 미분 가능성을 모두 보장하면서 끝점에서 다양한 미분 조건을 적용할 수 있는 보간다항식은 3차식이다.

본 연구에서는 2차식의 보간다항식과 자유 경계조건(free boundary condition)을 적용한 3차식의 보간다항식을 가진 스플라인 보간법과 신경회로망을 통한 모델링의 정밀도를 비교해본다.

스플라인 보간법을 적용하는 방법은, 2차식일 경우 하나씩 건너 뛰어 입력 데이터를 사용하였고, 3차식일 경우에는 두 개씩의 데이터를 건너 뛰어 입력 데이터를 사용

하였다. 그리하여 2차식에서는 총 35개, 3차식에서는 총 24개의 입력 데이터가 사용되었다. 스플라인 보간법에서는 절삭오차를 제외하면 입력에 대한 정확한 출력이 보장되기 때문에, 사용하지 않은 입·출력에 대하여 신경회로망의 결과와 비교하였다.

2.3. 신경회로망의 구성

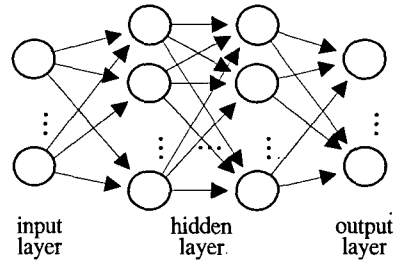


그림 2. 다층신경회로망
Fig. 2. Multi-layer neural network

포화증기의 열역학적 성질들을 모델링하기 위해 적용한 신경회로망은 그림 2와 같은 다층신경회로망(multi-layer neural network)이다.

표 2. 신경회로망의 구조
Table 2. Structure of the neural network

layer	node	
input layer	1 nodes	
hidden layer	first layer	10 nodes
	second layer	20 nodes
output layer	6 nodes	
activation function	hyperbolic tangent function	

구성된 다층신경회로망은 표 2와 같이 다수의 노드(node)로 이루어진 입력층(input layer), 2 개의 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되어 있다. 또한 입력을 인가하였을 때 출력을 구하는 활성화함수(activation function)는 은닉층과 출력층 모두에 쌍곡선함수(hyperbolic tangent function)를 적용하였으며, 가중치 학습에는 오차역전파 알고리즘(error backpropagation algorithm)이 사용되었다.

III. 결과 및 고찰

물의 습포화증기에 대한 열역학적 성질들의 관계를 신경회로망을 사용하여 모델링하였으며, 이 결과와 비교하기 위하여 2차 다항식과 3차 다항식의 스플라인 보간법을 사용하였다.

사용된 데이터는 그림 3에서 보는 바와 같이 포화온도의 범위가 5°C에서 임계점(critical point)인 374.14°C까지 70 개다. 그러나 신경회로망 학습에서는 수평성 관계, 2차 다항식을 사용한 스플라인 보간법에서는 데이터 수량 문제로 임계점을 제외하였다.

온도가 낮은 상태에서 건포화증기의 비체적이 다른 경우에 비해서 워낙 크기 때문에 그림 3에서 수평으로 나타난 부분이 많다. 엔탈피와 엔트로피는 상태에 따라 감소하거나 증가하는 상태를 보여주는 것은 동일하지만, 엔트로피의 경우 변곡점이 나타난다는 점이 차이가 있다.

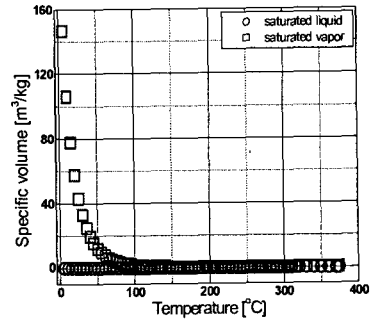
열역학적 성질을 X , 성질의 실제값과 모델링 결과값을 각각 하첨자 true와 model로 나타낼 때, 식 (2)와 같은 백분율오차(percentage error)로 해석 결과를 비교하였다.

$$\text{error}(\%) = \frac{X_{\text{model}} - X_{\text{true}}}{X_{\text{true}}} \times 100 \quad (2)$$

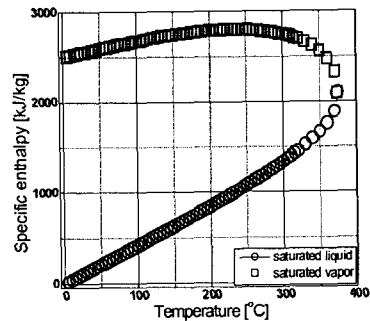
그림 4는 모델링에 사용된 데이터 전체에 대한 해석 결과이며, 신경회로망 해석과 스플라인 보간법 모두에서 저온과 고온 양단에서 아주 큰 오차가 발생하였다. 이것은 해석 범위의 양단에서 경계조건 영향을 강하게 받은 결과로 판단되며, 고온에서만 오차가 크게 발생한 것은 그림 4(a)에 나타난 포화액의 비체적뿐이었다. 따라서 양단 근처에서는 모델링의 결과를 사용할 수는 없다. 만약 전체의 데이터가 모두 필요할 경우에는, 양단 바깥쪽에 적절한 가상의 데이터를 인위적으로 첨가하여 해석한 다음, 첨가한 데이터는 사용하지 않는 것이 하나의 방법이 될 수 있을 것이다.

그림 5 ~ 그림 7은 양단 근처를 제외한 범위 중 흔히 사용되는 온도인 100°C ~ 300°C 범위의 모델링 결과를 확대한 것이다. 그림 5는 비체적에 대한 결과인데, 2차식의 스플라인 보간법이 포화액에 대해서는 가장 오차가 크고 포화증기에 대해서는 가장 오차가 작음을 보여준다.

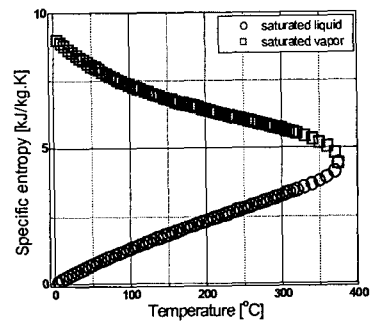
그림 6은 엔탈피의 모델링 결과이다. 포화액에 대해서는 신경회로망 결과가 가장 오차가 크며, 포화증기의 경



(a) Specific volume



(b) Specific enthalpy

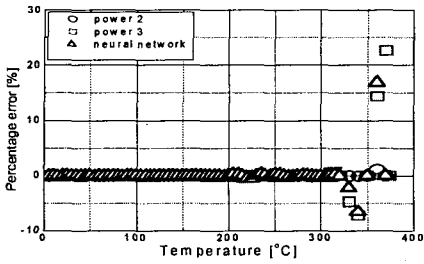


(c) Specific entropy

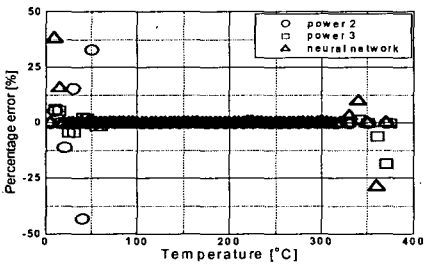
그림 3. 열역학적 성질
Fig. 3 Thermodynamic properties

우에는 3차식과 신경회로망의 결과가 서로 비슷하다.

그림 7은 변곡점이 존재하는 엔트로피의 모델링 결과이다. 포화액이나 포화증기 모두, 2차식의 스플라인 보간법이 가장 오차가 크며, 3차식의 스플라인 보간법이 가장 오차가 작음을 보여준다.

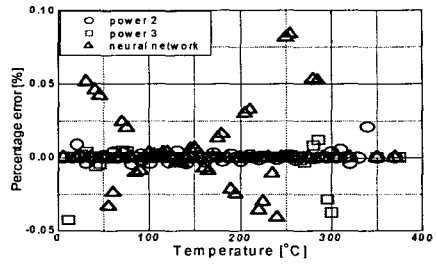


(a) Specific volume of saturated liquid

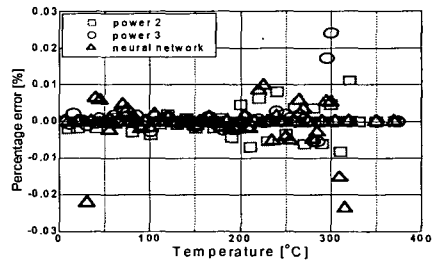


(b) Specific volume of saturated vapor

그림 4. 해의 특성
Fig. 4 Characteristics of solution

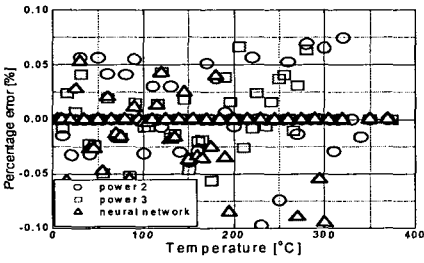


(a) Enthalpy of saturated liquid

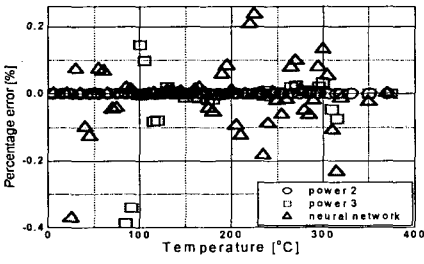


(b) Enthalpy of saturated vapor

그림 6. 엔탈피
Fig. 6. Enthalpy

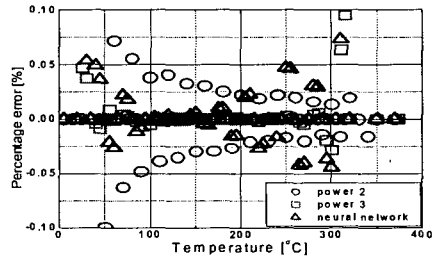


(a) Specific volume of saturated liquid

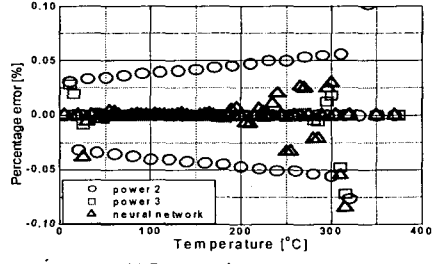


(b) Specific volume of saturated vapor

그림 5. 비체적
Fig. 5. Specific volume



(a) Entropy of saturated liquid



(b) Entropy of saturated vapor

그림 7. 엔트로피
Fig. 7. Entropy

IV. 결 론

포화상태에서의 물의 증기표에 대하여 신경회로망으로 모델링한 결과와, 2차 다항식과 3차 다항식을 사용한 스플라인 보간법을 비교하였다.

스플라인 보간법이 소구간으로 나누어 모델링하는 방법이며, 신경회로망은 전체 구간을 모델링하는 방법이다. 그러나 상황에 따라 다소의 상대적 정밀도에 차이를 보였으나, 3 가지 방법 모두에서 비슷한 차수(order)의 백분율 오차가 발생하였다.

따라서 직접적인 계산, 연속성, 정밀도를 유지하면서 넓은 구간을 모델링하는데 있어서 신경회로망이 아주 강력한 모델링 방법이 될 수 있음을 확인할 수 있었다.

저자소개

이 태 환(Tae-Hwan Lee)



1979년 2월 서울대학교 기계공학과 공학사

1981년 2월 서울대학교 대학원 기계공학과 (공학석사)

1994년 8월 서울대학교 대학원 기계공학과 (공학박사)

1982년 3월 ~ 1983년 6월 : (주)LG화학

1983년 7월 ~ 1989년 10월 : 현대중공업 선박해양연구소

1996년 3월 ~ 현재 : 진주산업대학교 메카트로닉스공학과 부교수

※관심분야: 열전달, 열교환기, 냉동기기, 지능이론

참고문헌

- [1] Domanski, P. A., EVSIM - An evaporator simulation model accounting for refrigerant and one dimensional air distribution, NISTIR 89-4133, 1989.
- [2] 박병규, 이태환, 제습공조용 편-관형 증발기의 열성능 모델링, 설비공학논문집, 제12권 제11호, pp. 1020-1030, 2000.
- [3] 박영무, 박경근, 장호명, 김영일, 열역학, 사이텍미디어, 2000.
- [4] S. C. Chapra and R. P. Canale, Numerical Methods for Engineers, McGraw-Hill Book Company, 1990.
- [5] J. A. Freeman and D. M. Skapura, Neural Networks : Algorithms, Applications, and Programming Techniques, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [6] J. W. Hines, MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley and Sons, Inc, 1997.
- [7] 이태환, 신경회로망을 이용한 증기표의 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소보, 제10호, pp.211-218, 2003.
- [8] 이태환, “신경회로망을 이용한 과열수증기의 모델링,” 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제12호, pp. 271-276, 2005.
- [9] 이태환, “신경회로망을 이용한 냉매의 물성 모델링,” 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제13호, pp. 287-293, 2006.
- [10] 이태환, 박진현, “신경회로망을 이용한 증기표의 함수근사”, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제3호, pp.459-466, 2006.