
노이즈가 포함된 포화증기표의 신경회로망 모델링

이태환* · 박진현**

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

Tae-hwan Lee* · Jin-hyun Park**

이 논문은 2009년도 경남과학기술대학교 기성회연구비를 지원받았음

요 약

증기표의 상태량들은 실험을 통하여 얻어진 값이거나 적절한 가정하에서 근사적으로 계산된 값이다. 따라서 증기표의 상태량들은 기본적으로 오차를 가지고 있다. 또한 이러한 상태량을 수치해석에서 사용하기 위하여는 함수 근사를 통하여 모델링하여야 한다. 본 연구에서는 포화증기표에 대해 난수를 적절한 크기로 조절한 다음 원래의 성질들에 더하여 인위적으로 노이즈가 포함된 데이터를 만들어 측정오차를 포함하는 상태량의 대용으로 사용했다. 이 데이터의 모델링에는 신경회로망과 2차 스플라인 보간법을 사용되었다. 해석 결과 양단에서는 스플라인 보간법이 신경회로망보다 훨씬 더 적은 상대오차를 보였으며, 양단을 제외하면 신경회로망은 대체로 $\pm 0.2\%$, 스플라인 보간법은 $\pm 0.5 \sim 1.5\%$ 의 오차를 보였다. 이것은 사용 범위에서는 신경회로망이 스플라인 보간법보다 훨씬 더 적은 상대오차를 가진다는 것을 의미한다. 이 결과로부터 신경회로망이 스플라인 보간법보다 원래의 값은 더 잘 추적할 수 있으며, 신경회로망이 포화증기표의 모델링에 더 적절한 방법이라는 사실을 확인하였다.

ABSTRACT

The thermodynamic properties of steam table are obtained by measurement or approximate calculation under appropriate assumptions. Therefore they are supposed to have basic measurement errors. And thermodynamic properties should be modeled through function approximation for using in numerical analysis. In order to make noised thermodynamic properties corresponding to measurement errors, random numbers are generated, adjusted to appropriate magnitudes and added to original thermodynamic properties. Both neural networks and quadratic spline interpolation method are introduced for function approximation of these modified thermodynamic properties in the saturated water based on pressure and temperature. In analysis spline interpolation method gives much less relative errors than neural networks at both ends of data. Excluding the both ends of data, the relative errors of neural networks is generally within $\pm 0.2\%$ and those of spline interpolation method within $\pm 0.5 \sim 1.5\%$. This means that the neural networks give smaller relative errors compared with quadratic spline interpolation method within range of use. From this fact it was confirmed that the neural networks trace the original values better than the quadratic interpolation method and neural networks are more appropriate method in modelling the saturated steam table.

키워드

증기표, 포화, 신경회로망, 스플라인 보간법

Key word

Steam table, Saturation, Neural network, Spline interpolation method

* 증신회원 : 경남과학기술대학교
** 증신회원 : 경남과학기술대학교 (교신저자)

접수일자 : 2011. 01. 07
심사완료일자 : 2011. 02. 07

I. 서 론

상변화(phase change)를 일으키는 순수물질을 사용하는 열교환기(heat exchanger)의 열성능(thermal performance)을 미리 평가[1-3]해보는 것은 아주 중요하다. 열적 평가에 증기표를 사용하기 위하여는 함수근사(function approximation)의 과정을 거쳐야 한다.

증기표[4]에 나타나 있는 상태량들은 대부분 실험을 통하여 얻어진다. 그러나 낮은 압력이나 높은 온도, 혹은 높은 압력이라도 높은 온도인 일부 영역에서는 이상기체로 취급할 수 있으며, 이 경우 이론적 접근을 통한 근사값인 경우도 있다. 이러한 이유로 증기표는 기본적으로 오차를 포함하고 있다고 보는 것이 타당하다. 따라서 근사함수는 증기표에 제시된 상태량들을 정확하게 모델링해야 함과 동시에, 오차를 감안한 실제값도 정확하게 추적할 수 있어야 한다.

신경회로망(neural network)[5] 해석을 통한 열역학적 상태량의 모델링에 대한 연구는 냉매의 물성[6], 포화상태의 증기표[7,8], 스플라인 보간법과 비교[9] 등에 시도된 바가 있다. 그러나 이 모든 연구는 증기표가 정확한 데이터를 가지고 있다는 가정하에서 이루어졌으며, 오차를 가진 데이터에 탄력적으로 대응할 수 있는 모델링 방법에 대한 연구는 시도되지 않았다. 본 연구에서는 인위적으로 첨가한 노이즈(noise)를 측정오차의 대응으로 사용한 포화증기표를 신경회로망과 2차 스플라인 보간법으로 모델링하였다. 그리고 2가지 방법이 노이즈로 교란된 상태량들의 실제값을 얼마나 잘 추적할 수 있는지를 살펴보았다.

II. 해석

2.1 해석 방법

본 연구에서는 인위적인 노이즈(noise)가 포함된 포화증기표의 모델링에 적합한 방법을 찾기 위하여 신경회로망(neural network)과 2차 스플라인 보간법(quadratic spline interpolation method)을 포화증기표에 적용하였다.

표 1. 신경회로망의 구조
Table 1 Structure of the neural network

layer		number of node
input layer		1
hidden layer	first layer	20
	second layer	20
output layer		7

신경회로망은 표 1에서 보는 바와 같이 2개의 은닉층을 가진 다층 신경회로망(multi-layer neural network)으로 구성하였다. 스플라인 보간법은 소구간의 구분적 연속함수(piecewise continuous function)로 2차 다항식을 사용한 2차 스플라인 보간법(quadratic spline interpolation)이 적용되었다. 이 방법에서 압력 P 과 온도 T 를 입력으로 사용하는 경우에는 식 (1) 및 식 (2)로 된다.

$$X_i(P) = a_i + b_i P + c_i P^2 \quad (1)$$

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

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

2.2 데이터 선정

본 연구에서는 압력 및 온도 기준 2가지 모두의 포화증기표에 대하여 해석했으며, 사용된 데이터 수는 표 2에 나타나 있다.

표 2. 데이터 수
Table 2. number of data

	number of data	
	based on pressure	based on temperature
simulation	36	35
comparison	35	34
total	71	69

스플라인 보간법에서는 하나의 구분적 연속함수에 3개의 점을 포함시키고, 모델링에는 양단의 2점만 사용하

였다. 즉 해석에 사용된 데이터는 홀수 번째, 신경회로망과의 비교에는 짝수 번째의 데이터가 사용되었다. 신경회로망에는 스플라인 보간법과 동일한 데이터가 사용되었다. 압력 기준 포화증기표에서 포화압력의 범위는 표 3에 나타나 있는 바와 같이 0.001~22 MPa이다. 다른 상태량의 범위도 표 3에서 확인할 수 있다.

표 3. 데이터 범위 (압력 기준)
Table 3. data range (based on pressure)

항목	unit	range	
pressure	MPa	0.001~22	
temperature	℃	6.98~373.8	
volume	water	m ³ /kg	0.001~0.002742
	vapor	m ³ /kg	0.00357~129.2
enthalpy	water	kJ/kg	29.3~2022.2
	vapor	kJ/kg	2165.6~2514.2
entropy	water	kJ/(kg · K)	0.1059~4.311
	vapor	kJ/(kg · K)	4.5327~8.9756

온도 기준 해석에서는 표 4에서 보는 바와 같이 포화 온도 범위가 5~370℃이다.

표 4. 데이터 범위 (온도 기준)
Table 4. data range (based on temperature)

state variable	unit	range	
temperature	℃	5~370	
pressure	MPa	0.00087~21.03	
volume	water	m ³ /kg	0.001~0.002213
	vapor	m ³ /kg	0.00493~147.1
enthalpy	water	kJ/kg	20.98~1890.5
	vapor	kJ/kg	2332.1~2510.6
entropy	water	kJ/(kg · K)	0.0761~4.1106
	vapor	kJ/(kg · K)	4.7971~9.0257

측정오차의 대응으로 사용되는 노이즈는 난수(random number)의 발생으로 이루어졌다. 포화증기표에 나타난 열역학적 상태량들은 절대적인 크기와 변화폭에 있어서 큰 차이를 보인다. 이러한 이유로 발생한 난수를 그대로 적용할 경우, 열역학적 상태량들에 미치는 상대적 영향은 큰 차이가 난다. 따라서 노이즈의 영향을 적

절한 범위 내에서 조절할 필요가 있으며, 본 연구에서는 다음의 식 (3)을 사용하였다.

$$X_{\text{noised}} = X(1 + fR) \quad (3)$$

여기서 X , R , f 는 각각 상태량, 난수, 수정인자를 나타낸다. 수정인자 f 는 0.001을 사용하였다.

증기표의 포화압력과 비체적은 저온과 저압에서 변화율이 매우 작다. 이 경우 신경회로망 해석에서는 입력 값들의 변별력이 없어 신경회로망의 학습에 문제가 되며, 스플라인 보간법에서는 절삭오차로 인하여 정확한 해석 결과를 기대하기 힘들게 된다. 본 논문에서는 모델링 전에 포화압력과 비체적 X_{noised} 대신에 신경회로망의 입력으로 로그함수를 적용한 $\ln(X_{\text{noised}})$ 를 사용하고, 모델링 후의 값 $X_{\text{calculated}}$ 에 지수함수를 적용한 $\exp(X_{\text{calculated}})$ 를 구함으로써 입력에 대한 변별력과 절삭오차 문제를 해결하였다.

III. 결과 및 고찰

그림 1(a~g)과 그림 2(a~g)는 각각 인위적인 노이즈가 포함된 물의 포화증기표를 압력 기준과 온도 기준으로 모델링하고, 식 (4)와 같이 정의된 백분율(percentage)로 나타낸 상대오차(relative error)의 결과이다.

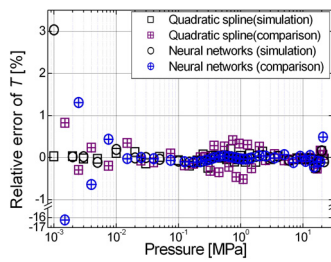
$$\text{error}[\%] = \frac{X_{\text{model}} - X_{\text{true}}}{X_{\text{true}}} \times 100 \quad (4)$$

여기서 X_{model} 과 X_{true} 는 각각 해석 결과치와 노이즈가 포함되지 않은 데이터를 나타낸다.

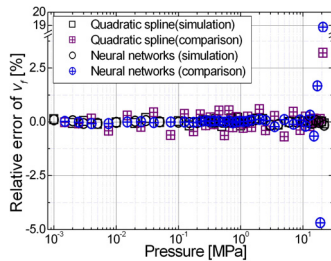
또한 그림에서 ‘simulation’으로 표기된 데이터는 해석에 사용된 홀수 번째의 데이터이며, ‘comparison’으로 표기된 데이터는 신경회로망과 스플라인 보간법을 비교하기 위한 짝수 번째의 데이터이다.

압력 기준인 그림 1에서는 전반적으로 포화압력의 양단인 0.015 MPa과 21 MPa 근방에서는 신경회로망의 결과가 스플라인 보간법보다 훨씬 더 큰 상대오차를 가지는 것으로 나타났다. 포화온도에 대한 결과인 그림

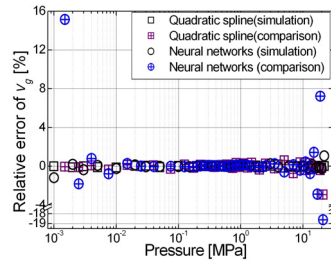
1(a)를 보면, 다소의 차이는 있지만, 0.01 MPa 이후의 데이터는 신경회로망의 오차가 더 적게 나타난다. 비체적에 대한 해석 결과인 그림 1(b, c)를 보면 포화수(saturated water)에서는 우측 끝의 데이터를 제외하고는 신경회로망의 결과가 우수하며, 포화증기(saturated vapor)에 대해서는 거의 유사한 오차를 보여준다. 엔탈피의 해석 결과인 그림 1(d, e)에서 포화수는 양단, 포화증기는 우측 끝을 제외하고는 신경회로망의 오차가 적음을 알 수 있다. 특히 1 ~ 10 MPa 영역에서는 신경회로망의 우수성을 보여준다. 엔트로피 결과인 그림 1(f, g)를 보면 압력이 0.01 MPa보다 큰 경우에는 포화증기의 엔탈피와 유사한 경향을 보인다. 포화증기의 엔트로피는 상당히 넓은 영역에서 신경회로망의 오차가 적음을 보여준다.



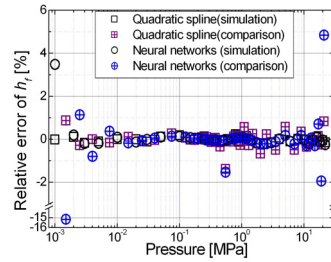
(a)



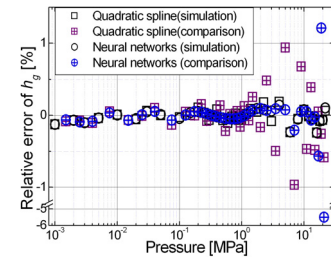
(b)



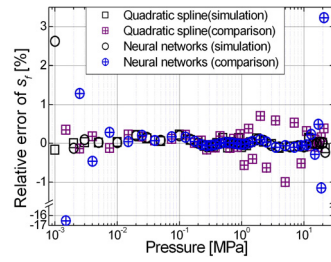
(c)



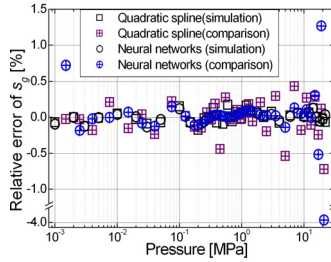
(d)



(e)



(f)

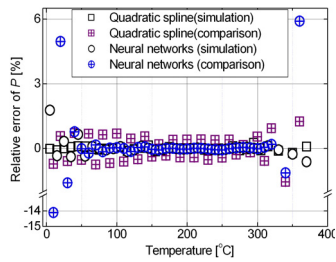


(g)

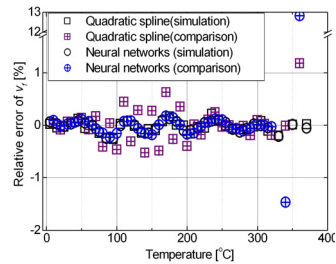
그림 1. 상대오차 (압력 기준)
 (a) 온도 (b) 체적(포화수) (c) 체적(건포화증기)
 (d) 엔탈피(포화수) (e) 엔탈피(건포화증기) (f) 엔트로피(포화수) (g) 엔트로피(건포화증기)
 Fig. 1 relative error (based on temperature)
 (a) temperature (b) volume(saturated water)
 (c) volume(saturated vapor) (d) enthalpy(saturated water)
 (e) enthalpy(saturated vapor) (f) entropy(saturated water)
 (g) entropy(saturated vapor)

온도 기준인 그림 2는 양단의 데이터를 제외하고는 압력 기준과는 상당히 다른 경향을 보인다. 압력 해석 결과인 그림 2(a)에서는 스플라인 보간법의 오차가 양단을 제외하고는 크게 변하지 않지만 신경회로망보다는 크다. 그림 2(b)의 포화수의 비체적은 포화온도가 100~200°C의 범위에서 신경회로망의 오차가 훨씬 더 적다. 그림 2(c, d, f)에서 보면 포화증기의 비체적, 포화수의 엔탈피와 엔트로피는 상당히 유사한 오차 경향을 보인다. 그림 2(e, g)의 포화증기에 대한 엔탈피와 엔트로피에 대한 해석 결과는 온도가 증가함에 따라 스플라인 보간법의 오차도 증가하는 경향을 보이지만, 신경회로망의 오차는 크게 변하지 않는다.

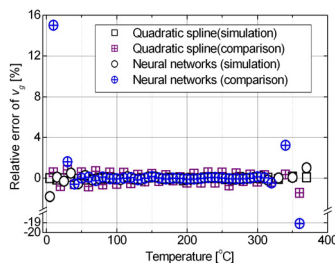
전반적으로 신경회로망의 오차는 주기함수의 형태를 가지지만 스플라인 보간법은 특정한 함수 경향을 보이지는 않는다.



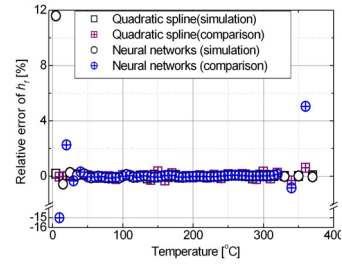
(a)



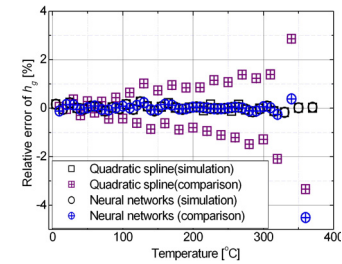
(b)



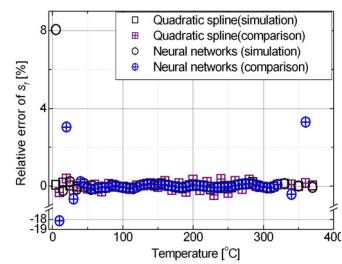
(c)



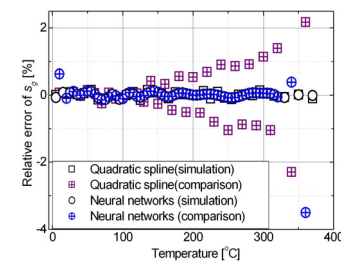
(d)



(e)



(f)



(g)

그림 2 상대오차 (온도 기준)
 (a) 압력 (b) 체적(포화수) (c) 체적(건포화증기)
 (d) 엔탈피(포화수) (e) 엔탈피(건포화증기) (f) 엔트로피(포화수) (g) 엔트로피(건포화증기)

Fig. 2 relative error (based on temperature)
 (a) pressure (b) volume(saturated water)
 (c) volume(saturated vapor) (d) enthalpy(saturated water)
 (e) enthalpy(saturated vapor) (f) entropy(saturated water)
 (g) entropy(saturated vapor)

감사의 글

이 논문은 2009년도 기성회 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

IV. 결론

압력 및 온도 기준 포화증기표에 인위적으로 노이즈를 첨가한 열역학적 상태량에 대하여 2차 스플라인 보간법과 신경회로망을 사용하여 함수근사를 하였다.

해석 결과, 스플라인 보간법이 소구간으로 나누어 모델링하는 방법임에도 불구하고, 전체 구간을 모델링한 신경회로망이 양단을 제외한 대부분의 영역에서 낮은 백분율 상대오차를 가지는 것으로 나타났다. 이 결과로 신경회로망이 측정오차의 영향을 훨씬 적게 받는 모델링 방법임을 확인할 수 있었다.

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 핀-관형 증발기의 열성능 모델링, 설비공학논문집, 제12권 제11호, pp. 1020-1030, 2000.
- [3] 이태환, 냉매회로와 유입공기온도가 증발기의 열성능에 미치는 영향, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제8호, pp. 72-79, 2001.
- [4] 박영무, 박경근, 장호명, 김영일, 열역학, 사이텍미디어, 2000.
- [5] J. W. Hines, MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley and Sons, Inc, 1997.
- [6] 이태환, 신경회로망을 이용한 과열수증기의 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제12호, pp. 271-276, 2005.
- [7] 이태환, 박진현, 신경회로망을 이용한 증기표의 함수근사, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제3

호, pp. 459-466, 2006.

- [8] 이태환, 신경회로망을 이용한 냉매의 물성 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제13호, pp. 287-293, 2006.
- [9] 이태환, 신경회로망을 사용한 넓은 온도 범위의 증기표 모델링, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제11호, pp. 2008-2013, 2006.

이태환(Tae-Hwan Lee)

한국해양정보통신학회 논문지
제12권 9호 참조

박진현(Jin-Hyun Park)

한국해양정보통신학회 논문지
제14권 7호 참조