

신경회로망을 사용한 냉매의 함수근사

박진현* · 이태환*

*진주산업대학교

Function Approximation for Refrigerant Using the Neural Networks.

Jin-Hyun Park* · Tae-Hwan Lee*

*Jinju National University

E-mail : uabut@jinju.ac.kr

요 약

유체의 상변화를 이용하는 냉난방장치 등의 열장치에 대한 수치해석적인 성능평가는 열역학적 성질들에 대한 구체적인 수치값을 필요로 한다. 그러나 이러한 열역학적 성질들을 제공하는 증기표를 그대로는 사용할 수 없기 때문에 효과적인 모델링이 필요하다. 본 연구에서는 신경회로망의 함수근사 특성을 이용하여 냉방장치의 매질로 사용되는 냉매(R12)의 포화증기 영역을 모델링하였다.

냉매 R12의 포화증기 영역의 함수근사 해석을 위하여 1개의 노드를 가진 입력층에 대하여 7개의 노드를 가진 출력층을 기본으로 하여, 각각 10개와 20개의 노드를 가진 두 개의 은닉층을 가진 회로망을 구성하였다. 또한 입력이 온도와 압력 두 가지의 경우에 대하여 검토하였다.

제안된 신경회로망을 사용한 결과 엔탈피, 엔트로피의 백분율오차가 대부분 $\pm 0.005\%$, 비체적은 $\pm 0.02\%$, 압력과 온도는 특별한 몇 개를 제외하고는 $\pm 0.02\%$ 범위 내로 수렴되었다. 이 결과로부터 냉매를 함수근사하는데 있어서 신경회로망이 아주 강력한 수단이 될 수 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

In numerical analysis on the thermal performance of the heat exchanger with phase change fluids, the numerical values of thermodynamic properties are needed. But the steam table should be modeled properly as the direct use of thermodynamic properties of the steam table is impossible. In this study the function approximation characteristics of neural networks was used in modeling the saturated vapor region of refrigerant R12.

The neural network consists of one input layer with one node, two hidden layers with 10 and 20 nodes each and one output layer with 7 nodes. Input can be both saturation temperature and saturation pressure and two cases were examined.

The proposed model gives percentage error of $\pm 0.005\%$ for enthalpy and entropy, $\pm 0.02\%$ for specific volume and $\pm 0.02\%$ for saturation pressure and saturation temperature except several points. From this results neural network could be a powerful method in function approximation of saturated vapor region of R12.

키워드

신경회로망(Neural network), 열역학적 성질(Thermodynamic property), 증기표(Steam table), 포화증기(Saturated vapor)

I. 서 론

산업의 발달은 필수적으로 에너지 소비를 동반하며, 이는 배출가스로 인한 환경오염을 가속화시키고 있다. 따라서 기업의 경쟁력을 강화시키고, 토요협약의 비준으로 인한 배출가스의 규제에서

벗어날 수 있는 발판을 마련하기 위하여는, 에너지를 소모하는 열장치(heat equipment)의 효율을 향상시키는 것이 가장 좋은 방법이 될 것이다.

효율 향상을 위하여는 열교환기(heat exchanger)와 같은 열장치의 열성능(thermal performance)을

정확하게 예측하는 일이며, 현재 열교환기의 성능 예측을 위한 연구가 전세계적으로 활발하게 진행되고 있다[1-5]. 대용량의 열교환기는 일반적으로 매질의 상변화(phase change)를 통한 잠열(latent heat)을 이용하는 경우가 많다. 또한 매질로는 에어컨(air conditioner) 등에서는 냉매(refrigerant), 발전소의 보일러(boiler) 등에서는 물(water)이 주로 사용된다. 이용되는 매질의 상(phase)은 주로 액상(liquid phase)과 기상(vapor phase)이며, 각각의 상이 단독적으로 존재하거나 혹은 혼합된 형태로 존재하기도 한다.

열성능 예측에는 경제성과 정확성에서 상당한 강점을 가지고 있는 수치해석이 흔히 이용되는데, 수치해석을 사용할 경우에는 매질의 열역학적 성질(thermodynamic properties)들에 대한 수치값을 알아야 한다. 이러한 열역학적 성질들은 증기표(steam table)[6]나 그래프(chart)의 형태로 나타나 있다. 그러나 수치해석에서는 성질들의 수치값을 구하는데 이들을 직접적으로 이용할 수 없기 때문에, 함수근사(function approximation)하여야 한다. 따라서 증기표의 모델링은 열교환기의 효율과 성능예측에 지대한 영향을 미치는 중요한 작업이라고 할 수 있다.

증기표를 곡선적합(curve fitting)하는데 있어서 가장 중요한 일은 열역학적 성질(thermodynamic properties) 사이의 관계를 나타내는 적절한 함수를 찾는 것이다. 넓은 범위의 열역학적 성질에 대한 함수를 찾기는 현실적으로 어렵기 때문에 전체 구간을 몇 개의 소구간으로 나누어 곡선적합의 기술을 적용하는 것이 일반적이다. 그러나 구간수가 적으면 전체적인 정밀도가 떨어지고, 구간수가 많으면 정밀도는 향상되지만 프로그램이 길어지고 복잡해진다는 단점이 있다. 가장 큰 단점은 두 구간의 경계에서 불연속이 생긴다는 점이다. 또한 반복법(iteration method)이 사용되기도 하지만 한다.

따라서 정확성, 넓은 곡선적합 범위 및 직접적인 계산 등은 증기표의 모델링에 있어서 가장 중요한 요소라 할 수 있다. 본 연구에서는 신경회로망(neural network)[7-9]의 함수근사 특성을 냉매 R12의 포화증기영역에 적용하고자 한다. 현재까지는 냉매의 열역학적 성질들을 구하는데 신경회로망을 적용한 예는 없는 것으로 판단되며, 물의 포화증기영역에 대하여는 본 저자에 의해서 제한적으로나마 시도된 바가 있을 뿐이다[10].

II. 해석 방법

냉매의 증기표에는 온도(temperature) T , 압력(pressure) P , 체적(volume) v , 엔탈피(enthalpy) h , 엔트로피(entropy) s , 건도(dryness) x 등의 열역학적 성질들이 나타나 있다. 체적, 엔탈피, 엔트로피 등의 용량성 성질(extensive property)들에 대하여는 총량을 질량으로 나눈 강도성 성질

(intensive property)인 비성질(specific property)을 사용하였다.

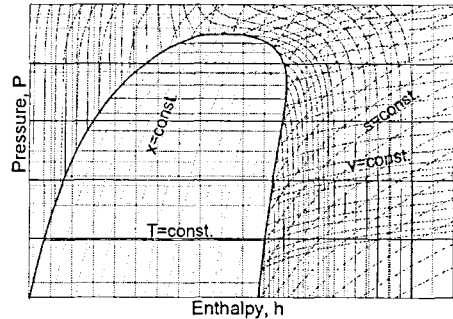


그림 1 몰리에 차트
Fig. 1 Mollier chart

그림 1은 열역학적 성질들 사이의 관계를 엔탈피와 압력을 축으로 하여 그린 몰리에차트(Mollier chart)이다. 임지손가락 형상의 반타원형이 보이는데, 좌측은 액체만이 존재하는 압축액(compressed liquid), 내부는 포화영역(saturated region), 우측은 과열증기영역(superheated region)이다. 이들 각각의 영역은 열역학적 성질들 사이의 관계가 상당히 다른 거동을 보이며, 본 연구에서는 반타원형 내부의 포화증기에 대하여 검토한다.

기본적으로 두 개의 열역학적 성질을 알면 다른 열역학적 성질들을 구할 수 있다. 그러나 포화영역에서는 온도나 압력 중 하나만 알면, 반타원형의 좌측선($x=0$)인 포화액(saturated liquid)과 우측선($x=1$)인 건포화증기(dry saturated vapor)의 상태가 결정되는 특성을 지닌다. 따라서 포화증기영역에서는 굳이 두 개의 열역학적 성질들을 주지 않아도 된다.

표 1. 냉매의 성질
Table 1 Properties of refrigerant

specification		
fluid	refrigerant R12	
state	saturated state	
input data	temperature (T)	pressure (P)
output data	pressure (P) volume (v_f, v_g) enthalpy (h_f, h_g) entropy (s_f, s_g)	temperature (T) volume (v_f, v_g) enthalpy (h_f, h_g) entropy (s_f, s_g)

표 1은 해석에 사용된 냉매의 입출력 데이터를 보여준다. 출력에 표시된 하첨자 f 및 g 는 각각 포화액 및 건포화증기(dry saturated vapor)를 나타낸다. 본 해석에서는 입력을 온도와 압력으로 한 두 가지 경우에 대하여 검토하였다.

표 2. 신경회로망의 구조
Table 2 Structure of neural network

layer	node	
input layer	1 nodes	
hidden layer	first layer	10 nodes
	second layer	20 nodes
output layer	7 nodes	
activation function	hyperbolic tangent function	

이러한 냉매에 대하여 본 연구에 사용된 신경회로망의 구조는 표 2에 나타나 있으며, 입력층, 출력층 및 두 개의 은닉층으로 구성되어 있다.

III. 결과 및 검토

학습에 사용된 데이터는 214개이며, 포화온도는 -100°C 에서 111.8°C 까지의 넓은 범위의 데이터를 사용하였으며, 이에 따른 포화압력의 범위는 1.174 kPa에서 4.125 MPa이다.

포화압력과 건포화증기의 비체적은 사용된 데이터의 최대값과 최소값의 차이가 굉장히 크다. 이와 같이 차수(order)가 달라지는 범위의 데이터는 표준화(normalization)이 어렵기 때문에 좋은 학습 결과를 기대할 수 없었다. 그래서 포화압력과 건포화증기의 비체적에 대하여는 자연로그함수를 취하여 차수를 줄였으며, 계산된 결과에 다시 지수함수를 취하여 원래의 데이터로 환원하였다.

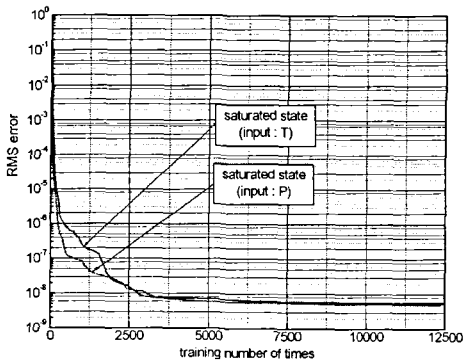


그림 2 RMS 오차
Fig. 2 RMS error

그림 2는 학습이 진행됨에 따른 RMS 오차의 변화를 보여준다. 입력이 온도와 압력일 경우 초기에는 매우 불규칙하고 급격한 변화를 보이지만 학습이 진행함에 따라 두 경우는 유사한 경향을 가진다.

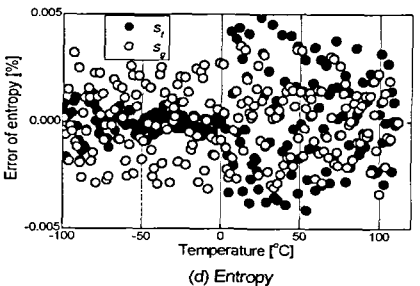
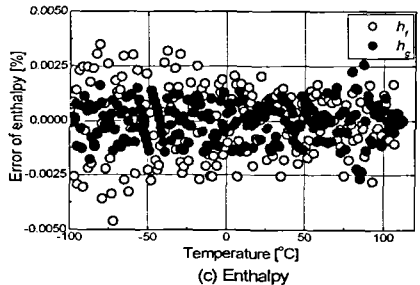
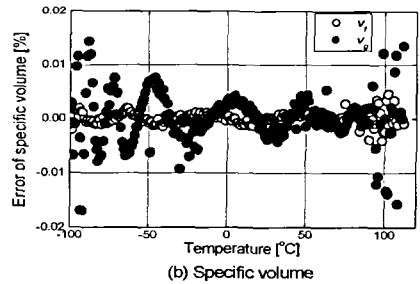
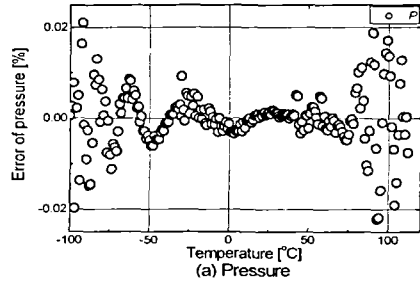


그림 3 백분율오차(입력:온도)

Fig. 3 percentage error(input:temperature)

그림 3은 입력이 포화온도일 경우의 백분율오차를 보여준다. 표준화가 쉬운 엔탈피와 엔트로피는 $\pm 0.005\%$ 의 범위 내로 학습이 이루어진 것을 알 수 있으며, 표준화가 어려운 압력과 건포화증기의 비체적은 $\pm 0.02\%$ 범위의 오차를 가짐을 알 수 있다. 이에 비하여 포화액의 비체적도 엔탈피와 마찬가지로 $\pm 0.005\%$ 의 범위 내로 학습이 원활하게 이루어진 것을 알 수 있다.

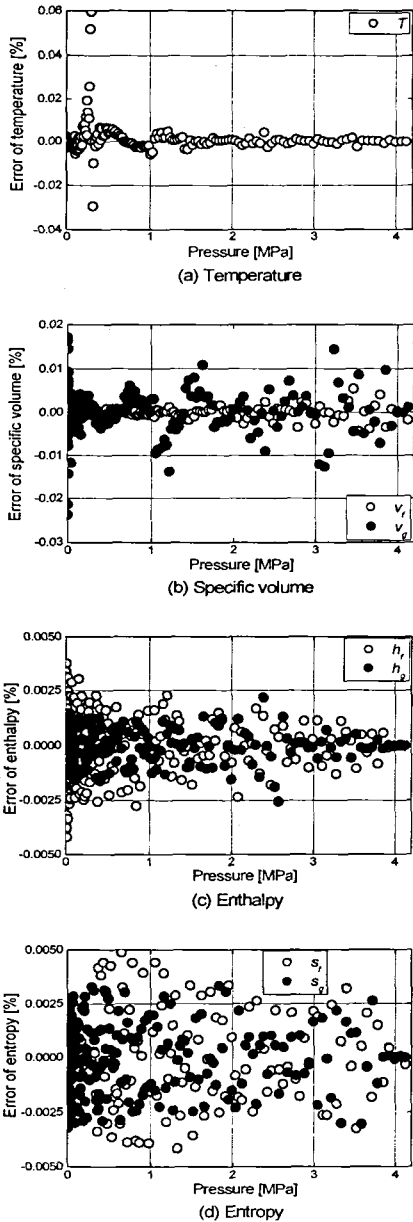


그림 4 백분율오차(입력:압력)

Fig. 4 percentage error(input:pressure)

그림 4는 입력이 포화압력일 경우에 대한 백분율오차이다. 전반적인 경향은 포화온도가 입력일 경우와 유사하지만, 입력이 포화압력일 경우가 조금 더 원활한 학습이 이루어진 것을 알 수 있다. 가장 유사한 경향을 보이는 것은 엔트로피이며, 가장 다른 경향을 보이는 것은 온도가 입력일 경우의 압력과 압력이 입력일 경우의 온도이다. 이것은 온도는 해석 범위 내에서 표준화가 쉬운 데

이터이며, 압력은 표준화가 어려운 데이터인 것이 원인으로 판단된다.

IV. 결론

냉매 R12의 열역학적 성질들을 구하는 함수근사에 신경회로망을 적용하여 높은 정밀성의 출력을 얻을 수 있었으며, 이는 신경회로망의 구조를 적절히 변경함으로써 조절이 가능하였다. 또한 학습이 어려운 함수형태를 가진 데이터일지라도 적절한 변환을 통하여 학습 능력을 향상시킬 수 있었다. 이와 같은 결과로부터 신경회로망이 냉매의 열역학적 성질들을 모델링하는 하나의 대안이 될 수 있음을 확인하였다.

참고문헌

- [1] Domanski, P. A., EVSIM - An evaporator simulation model accounting for refrigerant and one dimensional air distribution, NISTIR 89-4133, 1989.
- [2] Mathur, G. D., Modeling and Simulation of Thermal and Hydrodynamic Performance of Heat Exchangers for Automotive Applications - Part I: Condensers, SAE 970829, pp. 11-19, 1997.
- [3] Mathur, G. D., Modeling and Simulation of Thermal and Hydrodynamic Performance of Heat Exchangers for Automotive Applications - Part II: Evaporators, SAE 970830, pp. 21-30, 1997.
- [4] 박병규, 이태환, 제습공조용 핀-관형 증발기의 열성능 모델링, 설비공학논문집, 제12권 제11호, pp. 1020-1030, 2000.
- [5] 이태환, 냉매회로와 유입공기온도가 증발기의 열성능에 미치는 영향, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제8호, pp. 72-79, 2001.
- [6] 박영무, 박경근, 장호명, 김영일, 열역학, 사이텍미디어, 2000.
- [7] J. A. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publishing Company, 1992.
- [8] J. A. Freeman and D. M. Skapura, Neural Networks : Algorithms, Applications, and Programming Techniques, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [9] J. W. Hines, MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley and Sons, Inc, 1997.
- [10] 이태환, 신경회로망을 이용한 증기표의 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소보, 제 10호, pp.211-218, 2003.