물의 과열증기 모델링에 대한 신경회로망과 스플라인 보간법 비교

이태환* · 박진현* · 김봉환**

Comparison of the neural networks with spline interpolation in modelling superheated water

Tae-Hwan Lee* · Jin-Hyun Park* · Bong-Hwan Kim**

요 약

수치해석적으로 열교환기의 열성능 평가를 하기 위하여는 온도, 압력, 비체적, 엔탈피, 엔트로피 등의 열역학적 성질들의 수치값을 필요로 한다. 그러나 열역학적 성질들 사이의 관계를 나타내는 증기표나 선도를 수치해석에 직접적으로 이용할 수는 없기 때문에 모델링하여야 한다. 본 연구에서는 2차 스플라인 보간법과 비교함으로써, 물의 과열증기 모델링에 신경회로망의 적용 가능성을 검토하였다.

신경회로망은 온도와 압력 2개의 노드로 구성된 입력층, 각각 15개와 25개의 노드로 구성된 2개의 은닉층, 비체적, 엔탈피, 엔트로피 등 3개의 노드로 구성된 출력층으로 이루어진다. 스플라인 보간법에는 2차 다항식을 사용하였다.

소구간으로 구성된 스플라인 보간법과 비교하여 신경회로망은 훨씬 더 많은 데이터에 대하여 작은 백분율 오차를 보여 주었으며, 이 결과로부터 신경회로망이 과열증기의 열역학적 성질들을 모델링하는데 아주 강력한 방법이 될 수 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

In numerically evaluating the thermal performance of the heat exchanger, numerical values of thermodynamic properties such as temperature, pressure, specific volume, enthalpy and entropy are required. But the steam table or diagram itself cannot be directly used without modelling. In this study the applicability of neural networks in modelling superheated water vapor was examined.

The multi-layer neural networks consist of an input layer with 2 nodes, two hidden layers with 15 and 25 nodes respectively and an output layer with 3 nodes. Quadratic spline interpolation was also applied for comparison.

Neural networks model revealed smaller percentage error compared with spline interpolation. From this result, it is confirmed that the neural networks could be a powerful method in modelling the superheated water vapor.

키워드

증기표(Steam table), 과열증기(Superheated vapor), 신경회로망(Neural network), 스플라인 보간법(Spline interpolation)

* 진주산업대학교 메카트로닉스공학과
** 진주산업대학교 자동차공학과

접수일자 : 2007. 11. 8

Ⅰ. 서 론

열장치(*heat equipment*) 설계에 있어서 열성능(thermal performance)을 미리 예측해 보는 과정을 거치는 것은 대단히 중요한 작업 중 하나이다. 열성능 평가를 통한 효과적인 열장치 설계는 기업 경쟁력을 제고하는 효과를 가져올 뿐만 아니라, 에너지 소비량을 줄여 배출가스를 감소시키고, 이것은 배출가스에 의한 환경오염 예방에도 기여할 수 있다는 부차적인 효과도 노릴 수 있다. 이러한 관점에서 볼 때, 상변화(phase change)를 이용하는 큰 용량의 열교환기(heat exchanger)에서는 열성능 평가[1,2]의 영향이 더욱 더 커진다.

상변화를 이용하는 열교환기에 대한 열성능 평가는 반복법(iteration method)을 통한 수치해석(numerical analysis)[3]적인 기법이 주로 사용된다. 또한 각 반복 계산에서는 온도(temperature), 압력(pressure), 비체적(specific volume), 엔탈피(enthalpy), 엔트로피(entropy), 건도(dryness fraction) 등 여러 열역학적 성질(thermodynamic property)들의 수치값을 필요로 한다. 그러나 이러한 열역학적 성질들은 증기표(steam table)나 몰리에 차트(Mollier chart)와 같은 선도(diagram)의 형태로 주어지는 것이 일반적이다.

증기표[4]를 이용하기 위하여는 증기표 전체를 프로그램 안에 삽입하여 필요한 구간에서 보간법으로 열역학적 성질들을 찾을 수밖에 없다. 선도를 이용하기 위하여는 선도에 나타난 모든 열역학적 성질들을 함수근사(function approximation)하여 사용하여야 한다. 그러나 수치해석에서 증기표를 직접적으로 이용하는 것은 지나치게 번거롭고, 선도를 직접적으로 이용하는 것은 기본적으로 불가능하다.

결과적으로 수치해석에서 증기표를 이용하기 위하여는 곡선적합(curve fitting)을 통하여 적절한 근사함수(approximation function)을 찾아야 한다. 그러나 적절한 근사를 보장할 수 있는 근사함수를 찾는 것은 대단히 어려운 문제이다. 현재 대부분의 수치해석에서는 필요한 구간 전체에 대한 근사함수를 찾지 못 할 경우, 전체 구간을 몇 개의 소구간으로 나누어 근사함수를 적용한다. 그러나 이러한 소구간을 연결하는 방법은 소구간 사이의 경계에서 불연속성이 문제가 된다.

이러한 단점을 극복하기 위하여 신경회로망(neural networks)[5,6]을 이용하여 증기표나 선도를 모델링하는 작업이 본 저자에 의하여 시도된 바가 있다[7-11]. 그러나 물(water)의 과열증기(superheated vapor)에 대해서 일반적인 보간법과 신경회로망을 사용한 방법의 상대적인 장·단점을 비교한 연구는 없었다. 본 연구에서는 물의 과열증기 상태에 대한 열역학적 성질을 모델링하는데 있어서, 2차의 스플라인 보간법과 신경회로망의 이용한 모델링을 비교하고자 한다.

Ⅱ. 해석방법

2.1 열역학적 성질

여러 열역학적 성질 중 2개의 성질만 알면 나머지 성질은 자동적으로 결정된다. 이러한 원리는 포화증기 상태뿐만 아니라 과열증기 상태에서도 동일하게 적용된다. 본 연구에서는 온도와 압력을 입력변수로 사용하였으며, 표 1은 본 연구에서 입력과 출력으로 사용된 열역학적 성질들이 나타나 있다.

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

	열역학적 성질
유체	물
상태	과열상태
입력	온도 (T) 압력 (P)
출력	비체적 (v) 비엔탈피 (h) 비엔트로피 (s)

표 2는 입력과 출력으로 사용된 데이터의 범위와 데이터수를 나타낸다. 각 압력에 대하여 15개의 온도 데이터가 사용되었다.

표 2. 사용 데이터
Table 2. used data

항목		데이터	
데이터 범위		45.81℃ ~ 1300℃	0.01 MPa ~ 60 MPa
데이터수	전체	15	34
	해석	8	34
	비교	7	34

물의 증기표나 선도에는 각각의 상태에 따른 온도 T, 압력 P, 비체적 v, 엔탈피 h, 엔트로피 s, 건도 x 등 여러 열역학적 성질들 사이의 관계가 나타나 있다. 그림 1에는 과열증기 상태에서 입력변수로 사용된 온도와 압력에 따른 비체적, 엔탈피, 엔트로피를 등의 출력변수를 나타낸 것이다.

34가지의 압력 중, 높은 압력 구간에서는 적은 데이터가 사용되었으며, 대기압에 가까운 낮은 압력 구간에서는 많은 데이터가 사용되었다. 온도와 압력에 대한 열역학적 성질들 사이의 복잡한 관계로 인하여 곡선적합에 상당한 문제점이 있음을 짐작할 수 있다.

2.2 스플라인 보간법(spline interpolation)

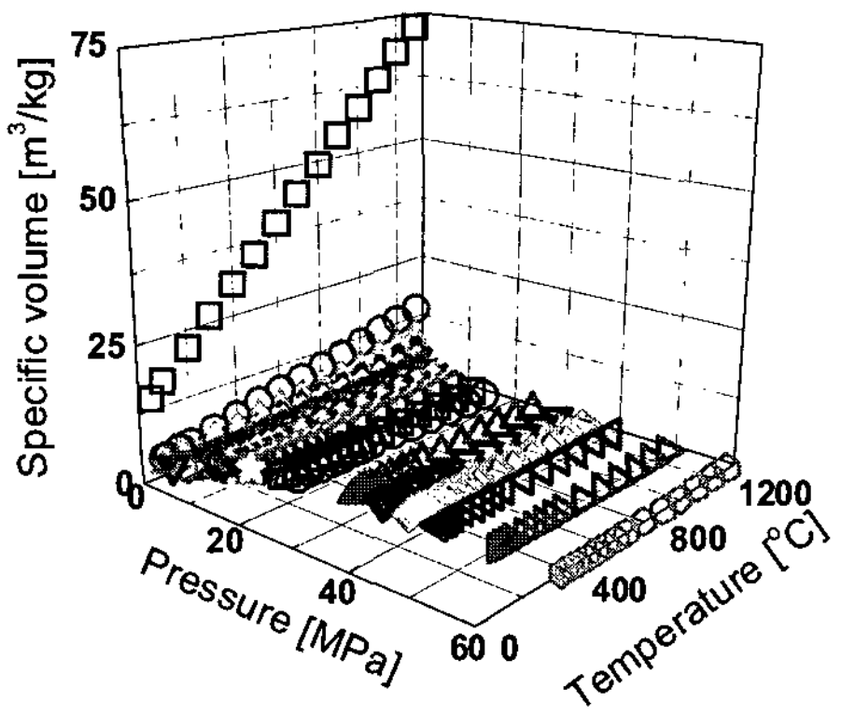
신경회로망의 결과와 비교하기 위하여 스플라인 보간법을 사용하였다. 스플라인 보간법은 전체를 곡선적합하는 방법이 아니고, 소구간으로 나누어 곡선적합하는 방법이다. 이러한 방법은 일반적인 소구간 해석 방법과는 다르며, 스플라인 보간법에서는 소구간의 경계에서 연속성(continuity)를 유지할 수 있다.

본 연구에서는 연속성과 미분 가능성을 모두 보장받을 수 있는 2차 스플라인 보간법(quadratic spline interpolation)을 사용하였다. 이 방법은 끝점에서 다양한 미분 조건을 적용할 수 없다는 단점이 있지만, 끝점에서의 미분 조건을 잘못 적용하면 도리어 오차가 많은 결과를 초래할 수 있고, 2차 스플라인 보간법도 끝점에서 하나의 미분 조건이 들어간다는 점을 감안하면, 적절한 선택이라고 할 수 있다.

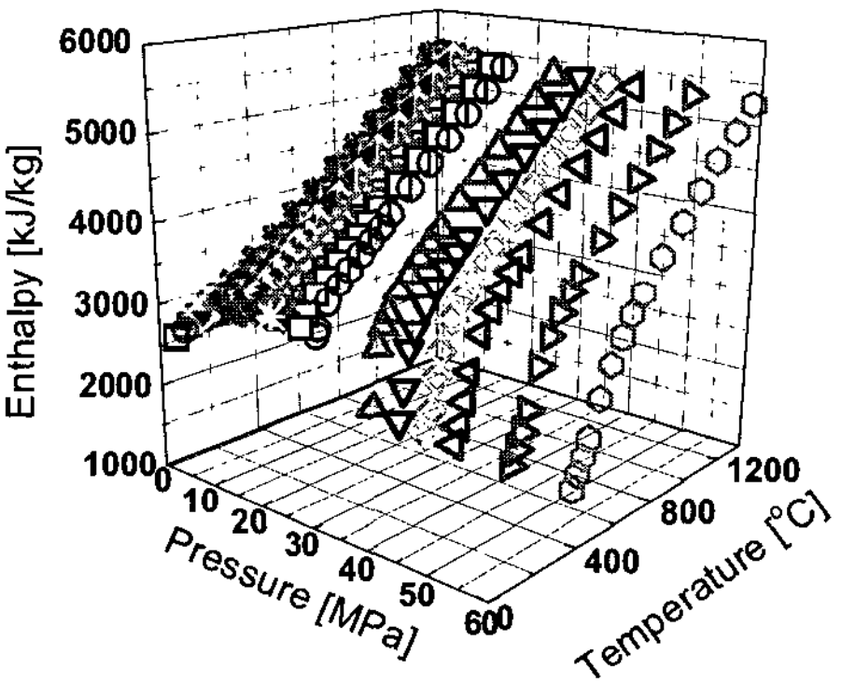
본 연구에 사용된 온도는 각 압력에 따른 포화온도부터 1300℃까지이며, 그림 1에서 보는 바와 같이 포화온도는 압력에 따라 달라진다. 따라서 압력에 따른 온도를 동일하게 구성할 수 없다. 이러한 이유로 본 연구에서는 각 압력에 대하여 식 (1)과 같이 온도만를 변수로 사용하여 스플라인 보간법을 적용하였다.

$$f_i(T)=aT^2+bT+c \tag{1}$$

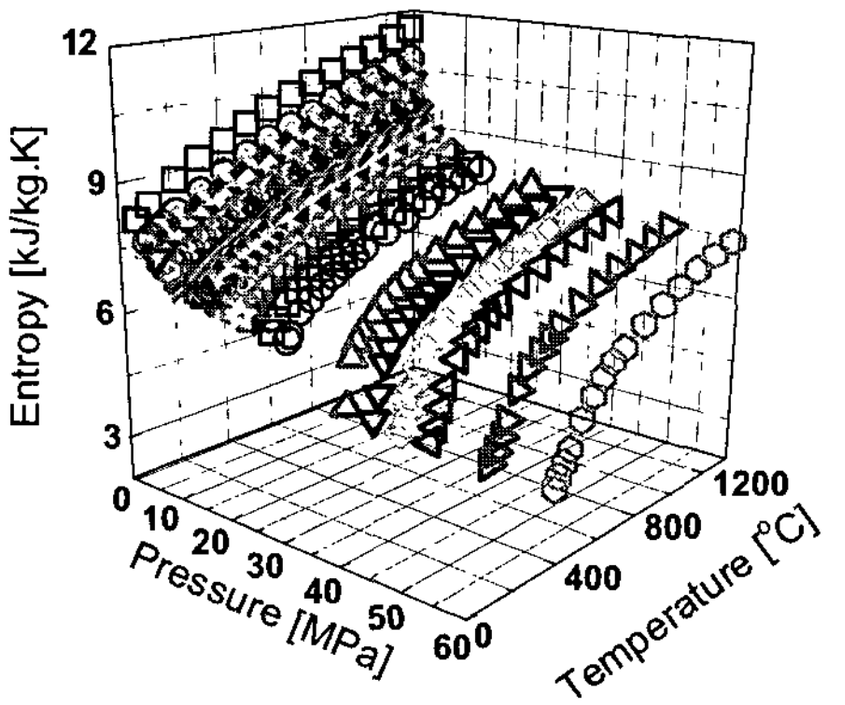
2차 스플라인 보간법을 적용하기 위하여 각 압력에 대한 15개의 온도 중 하나씩 건너 뛰어 입력 데이터로 사용하였다. 따라서 해당 압력에 대하여 총 8개의 온도가 스플라인 보간법에 사용되었다. 스플라인 보간법에서는 절삭오차를 제외하면 보간점에서는 정확한 데이터



(a) Specific volume



(b) Enthalpy



(c) Entropy

그림 1. 열역학적 성질 사이의 관계
Fig. 1. Relations among thermodynamic properties

가 출력되기 때문에 보간에 사용되지 않은 나머지 7개의 온도를 신경회로망과 비교하는데 사용하였다. 또한 끝 점에서는 자율 경계조건(free boundary condition)을 적용하였다.

2.3 신경회로망의 구성

물의 과열증기에 대한 열역학적 성질들을 모델링하기 위해 적용한 신경회로망은 표 3과 같은 다층신경회로망(multi-layer neural network)이다.

표 3. 신경회로망의 구조
Table 3 Structure of the neural network

층	노드	
입력층	2 노드	
은닉층	첫째 층	15 노드
	둘째 층	25 노드
출력층	3 노드	
활성화함수	쌍곡선 탄젠트 함수	

구성된 다층신경회로망은 2개의 노드(node)로 이루어진 입력층(input layer), 각각 15개와 25개의 노드로 이루어진 2개의 은닉층(hidden layer), 3개의 노드로 이루어진 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 과열증기에 대한 열역학적 성질들의 관계를 신경회로망과 2차 스플라인 보간법을 사용하여 모델링하였으며, 이 결과를 비교하였다.

신경회로망과 스플라인 보간법의 결과를 효과적으로 비교하기 위하여 식 (2)와 같은 백분율 오차(percentage error)를 정의하여 사용하였다.

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

여기서 사용된 X_{model}, X_{true}는 각각 출력으로 사용된 열역학적 성질의 모델링값과 실제값을 나타낸다.

그림 2 ~ 그림 4는 34개의 압력 중 3개의 압력에서 백분율 오차를 보여준다. 홀수 번째의 온도는 해석에 사용된 점이며, 짝수 번째의 온도는 해석 시에는 사용되지 않고, 결과를 비교하기 위한 점이다. 따라서 홀수 번째의 온도에 대한 결과는 짝수 번째에 대한 결과보다 훨씬 더 높은 정확도가 기대되며, 실제 그림에서 확인할 수 있다.

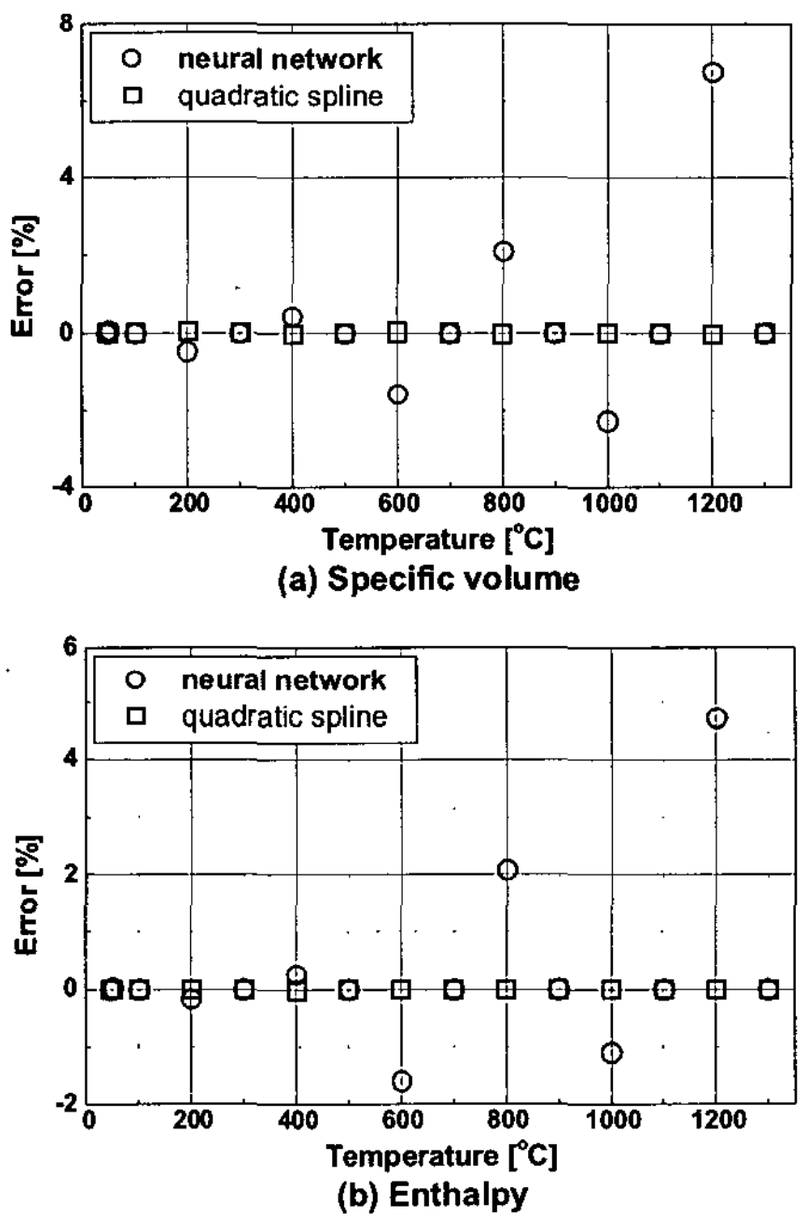


그림 2. 백분율 오차($P = 0.01$ MPa)
Fig. 2. Percentage error($P = 0.01$ MPa)

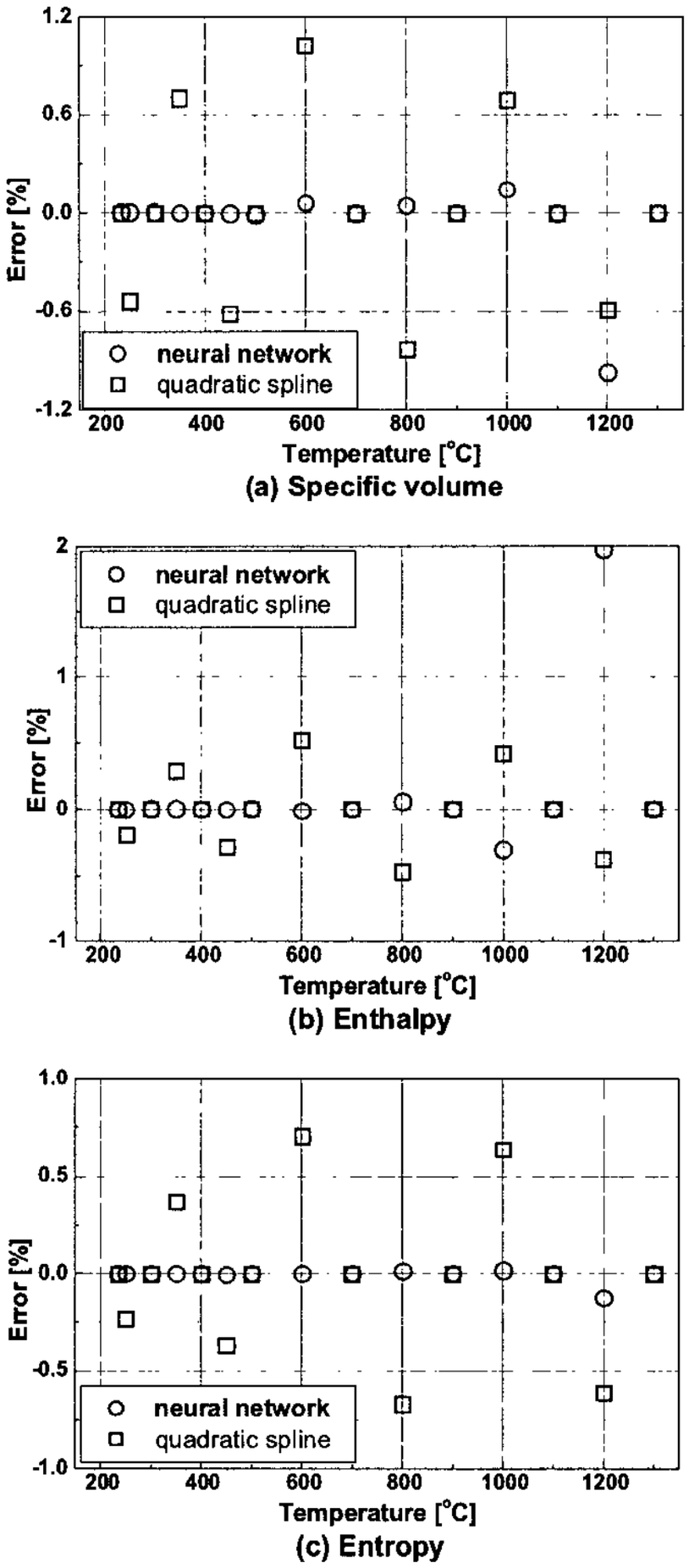


그림 3. 백분율 오차($P=3$ MPa)
Fig. 3. Percentage error($P=3$ MPa)

그림 2는 해석에 사용된 가장 낮은 압력인 0.01 MPa에서의 결과를 보여준다. 엔트로피를 제외한 비체적이나 엔탈피의 경우, 스플라인 보간법이 신경회로망보다 훨씬 더 정확함을 보여준다.

그림 3은 사용된 압력 데이터 중 중간에 위치하는 3 MPa일 경우의 결과이다. 0.01 MPa의 경우와 반대로 신경회로망이 스플라인 보간법에 비해 우수한 결과를 보여준다. 그러나 엔트로피를 제외한 비체적과 엔탈피에 대하여는 끝 부분에서 백분율 오차가 아주 커지는 현상이 나타난다.

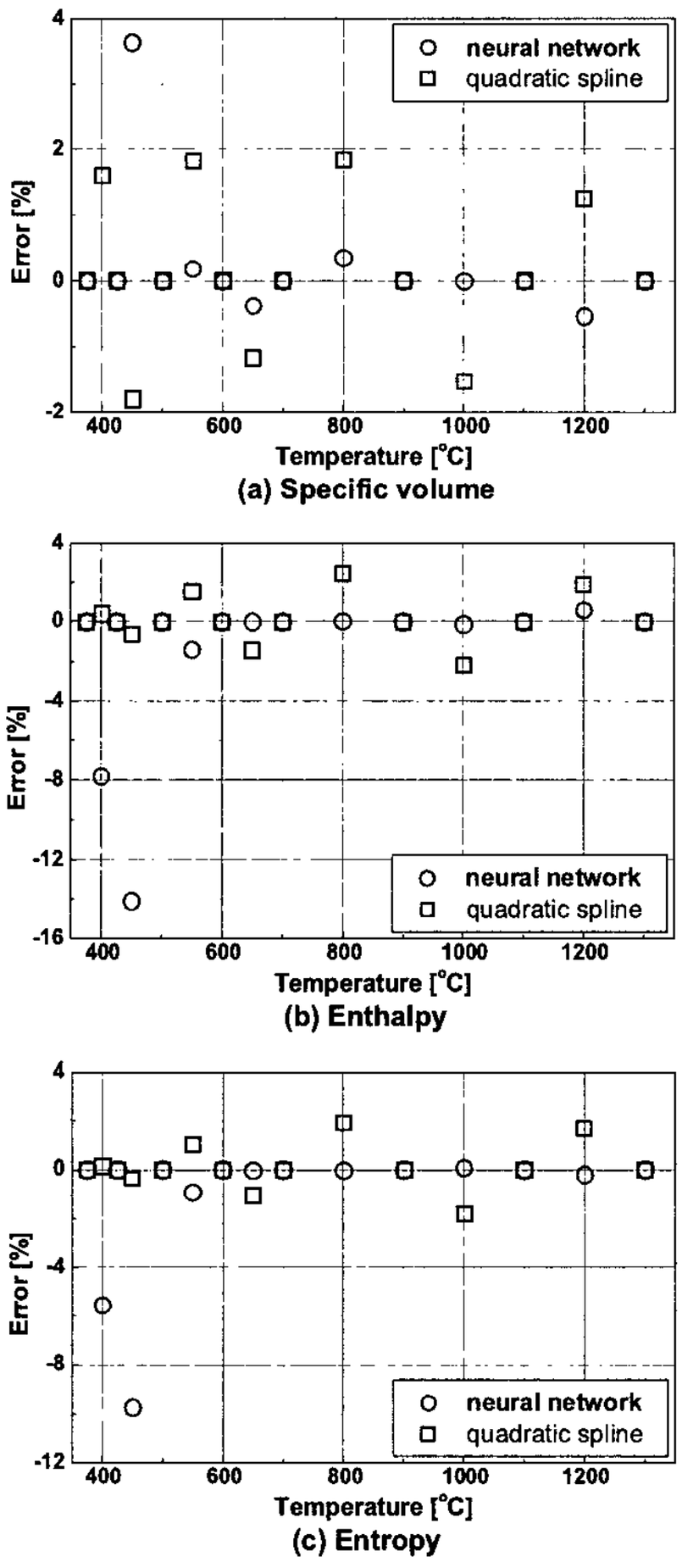


그림 4. 백분율 오차($P=60$ MPa)
Fig. 4. Percentage error($P=60$ MPa)

그림 4는 해석에 사용된 최고 압력인 60 MPa에서의 결과이다. 3 MPa일 경우와 마찬가지로 전반적으로는 신경회로망이 스플라인 보간법보다 우수한 결과를 보여주지만, 끝 부분에서 백분율 오차가 커지는 현상은 더욱 더 현저해진다.

전체적으로 낮은 압력 일부에서만 스플라인 보간법이 우수하고, 대부분의 영역에서 신경회로망이 우수한 것으로 나타났다.

Ⅳ. 결 론

과열증기 상태의 물에 대하여 신경회로망과 2차 스플라인 보간법을 사용하여 열역학적 성질들을 모델링하여 비교하였다.

스플라인 보간법이 소구간으로 나누어 모델링하는 방법임에도 불구하고, 전체 구간을 모델링한 신경회로망이 전반적으로 더 많은 압력 데이터에 대하여 정확한 결과를 얻을 수 있었다.

특히 대기압 이상에서 고압까지의 과열증기 모델링에 신경회로망이 스플라인 보간법보다 훨씬 더 우수한 방법임을 확인하였다.

참고문헌

[1] Domanski, P. A., "EVSIM - An evaprator 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] 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, 제 10호, 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.

[11] 이태환, "신경회로망을 사용한 넓은 온도 범위의 증기표 모델링," 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제11호, pp. 2008-2013, 2006.

저자소개

이 태 환 (Tae-Hwan Lee)

1979년 서울대학교 기계공학과 (공학사)
1981년 서울대학교 대학원 기계공학과 (공학석사)
1994년 서울대학교 대학원 기계공학과(공학박사)
1982년 ~ 1983년 (주)LG화학
1983년 ~ 1989년 현대중공업 선박해양연구소
1996년 ~ 현재 진주산업대 메카트로닉스공학과 교수
※관심분야 : 열전달, 열교환기, 냉동기기, 지능이론

박 진 현 (Jin-Hyun Park)

1992년 부산대학교 전기공학과 (공학사)
1994년 부산대학교 대학원 전기공학과 (석사)
1997년 부산대학교 대학원 전기공학과 (공학박사)
1997년 ~ 1999년 부산정보대학 전임강사
1999년 ~ 현재 진주산업대 메카트로닉스공학과 부교수
※관심분야 : 지능제어, 진화알고리즘, 가변구조제어, 로보틱스, 전력전자

김 봉 환 (Bong-Hwan Kim)

1980년 부산대학교 기계설계학과 (공학사)
1982년 부산대학교 대학원 기계공학과 (공학석사)
1993년 부산대학교 대학원 기계공학과 (공학박사)
1982년 ~ 1997년 현대중공업 산업기술연구소
1997년 ~ 2004년 양산대학 기계설비과
2005년 ~ 현재 진주산업대학교 자동차공학과 조교수
※관심분야 : 열교환기, 유체기기, 선박기자재, 지능이론