

신경망을 이용한 온도장 측정법 개선 방안

황태규[†], 문지섭^{*}, 장태현^{**}, 도덕희^{***}

Improvements of Temperature Field Measurement Technique using Neural Network

Tae Gyu Hwang, Ji Seob Moon, Tae Hyun Chang and Deog Hee Doh

Abstract

Thermo-chromic Liquid Crystal(TLC) particles were used as temperature sensor for thermal fluid flow. 1K×1K CCD color camera and Xenon Lamp(500W) were used for the visualization of a Hele-Shaw cell. The characteristic between the reflected colors from the TLC and their corresponding temperature shows strong non-linearity. A neural network known as having strong mapping capability for non-linearity is adopted to quantify the temperature field using the image of the flow. Improvements of color-to-temperature mapping was attained by using the local color luminance (Y) and hue (H) information as the inputs for the constructed neural network.

Key Words : TLC particles(감온액정입자), Hele-Shaw cell(헤레쇼 셀), Neural Network(신경망)

기호설명

E_k : 신경망에 의한 온도측정 오차
 t_k : 열전대측정에 의한 온도
R, G, B : Red, Green, Blue 계조치
r, g, b : Normalized Red, Green, Blue
HSI : Normalized Hue, Saturation, Intensity
Y : Normalized luminance
 R_a : Rayleigh 수
 ΔT : Hele-Shaw cell의 온도차

1. 서론

최근, 온도장의 측정을 위하여 감온액정(Thermo-Chromic Liquid Crystal)을 이용한 새로운 기술^{[1]~[7]}이 개발되었다. 이 기술은 감온액정의 온도 변화에 따른 색상변화 관계를 정량화하는 방법으로써 감온액정입자를 열유동장에 투입, 유동장 전체에 걸친 온도장의 정보를 제공하는 측정법으로 열전달 분야에서 온도측정법으로서 그 타당성이 입증^{[1]~[4]}되었다.

감온액정의 온도변화에 따른 온도에 대한 R, G, B 색상과의 관계를 정량화하는 대신에 Dabiri와 Gharib^[3]는 Hue값을 캘리브레이션의 변수로 사용하는 것을 제안하였다. 그들은 Hue와 온도사이의 유용한 관계가 있음을 보여주었다. 이후, Hue 캘리브레이션 기술은 Ozawa, et al. ^[1],을 포함한 많은 연구 성과에서 온도장 현상에 성공적으로 적용되어져 왔다. 그러나, Hue값의 곡선은 이후에 기술되지만 낮은 온도 및

[†] 한국해양대 대학원 기계공학과
E-mail:andrew@bada.hhu.ac.kr
^{*} (주)대우전자 연구소
^{**} 경남대학교 기계자동화공학부
^{***} 한국해양대 기계정보공학부

높은 온도범위에서는 그 값이 포화(saturation)됨과 동시에 동일한 Hue값에 2개의 값을 지니는 강한 비선형성을 지니므로 온도-색상관계를 정량화하는데 한계를 지니고 있었다. 이 후, Fujisawa et. al.^[5] 은 감온액정의 R, G, B 색상변화를 사용하는 대신에 이들의 값을 바탕으로 비선형성 매핑에 강한 특성을 지닌 신경망 알고리즘을 적용함으로써 온도-색상 매핑범위의 한계를 극복하였다. 그러나, 이들의 연구성과에서는 중간층(은닉층)이 3개로 된 신경망을 이용한 온도-색상 캘리브레이션 결과를 적용하였다는 점, 측정영역 전 범위에 걸친 광학적 조건이 불균일하다는 점 등의 이유로부터 온도-색상 캘리브레이션 매핑에는 한계가 있어왔다. 본 연구에서는 R, G, B와 휘도(Y), 색상(H)을 신경망의 입력값으로, 온도를 목적함수로 설정함과 동시에 광학적 조건의 불균일성을 고려하여 측정범위 전영역에 걸쳐 영역별로 온도-색상의 관계를 등록(registration)시킨 '영역정보등록-신경망 알고리즘'을 구현함으로써 전 영역에 걸쳐서 온도-색상의 매핑성능향상을 구현하고자 한다.

2. 온도장 측정실험

2.1 실험장치 및 방법

온도장을 계측하기 위한 센서로서 온도가 증가함에 따라 붉은색에서 푸른색으로 변하게 되는 성질을 지닌 감온액정(TLC: Thermo-chromic Liquid Crystal)을 사용하였다. Fig. 1은 온도장의 정량적인 평가를 위한 실험장치의 구성도로서 Xenon light source(500W, DC), 두 대의 항온조, 컬러 CCD 카메라(1K×1K)와 이미지 그래버로 구성하였다. 실험에 사용되어진 Hele-Shaw cell의 높이와 넓이는 각각 48mm이며, 폭은 9.8mm이다. Test cell

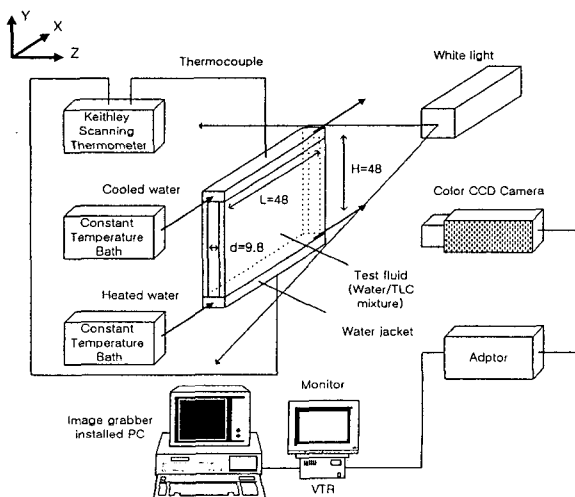


Fig.1 Diagram of the experimental apparatus.

의 상하부 구리블록의 온도는 두 대의 항온조로부터 $\pm 0.1^\circ\text{C}$ 의 정확도로 순환되는 물에 의해 일정하게 유지되어지며, cell의 측면부는 단열조건으로 간주하였다. Test cell 내부의 유체는 구리 블록에 의해서 하부(40°C)로부터 가열되어지고 상부(20°C)로부터는 냉각되어지면서 순환하게 된다. 두 블록 내부 표면의 온도는 열전대로 측정되어 입력장치에 저장되어진다. 자연대류가 완전 발달된 후에 즉, 전체 측정영역에 TLC가 고루 섞였을 때의 영상을 칼라카메라 및 이미지 그래버를 통하여 호스트 컴퓨터에 저장한다. Rayleigh number는 $Ra=5.522 \times 10^7$ (이 때, 동점성 계수 $\nu = 0.8007 \times 10^{-6} [\text{m}^2/\text{s}]$, 열확산 계수 $\alpha = 1.486 \times 10^{-7} [\text{m}^2/\text{s}]$, 열팽창 계수 $\beta = 30.314 \times 10^{-5} [\text{K}^{-1}]$, $\Delta T = 20^\circ\text{C}$)이다. 온도장 측정을 위해서는 감온액정의 온도변화에 대한 색상 변화 관계를 알아두어야 하는데 이를 캘리브레이션 과정이라고 하는데, 이 과정과 본 실험과정 동안의 광학적 조건은 같도록 하여야 한다. 한편, TLC 특성상 조명 및 관찰각도에 따라 동일한 온도라 할지라도 색상이 다르게 되는 특성을 지니므로 전술의 온도-색상의 비선형성 외에도 측정영역에 걸친 비선형성도 존재하므로 측정영역 전부를 고려한 온도-색상 캘리브레이션 데이터의 획득이 어렵게 된다.

본 연구에서는 이를 고려하여 감온액정의 색변화에 따른 온도 맵핑성능의 극대화를 위해 '영역정보등록-신경망 알고리즘'을 구현하였다. 이는 Fig. 2와 같이 측정영역을 N x N 다영역(multi-region)으로 분할한 다음 이들 각 영역별 모든 색상정보를 신경망에 학습시키는 알고리즘이다. 본 연구에서는 4 x 4의 영역을 설정하였다. 한편, Test cell의 상, 하부 온도를 동일하게 한 다음, 측정영역내의 감온액정의 색상이 더 이상 바뀌지 않는 완전 정상상태에서 매 온도마다 영상을 기록하였다. 20°C 에서 40°C 까지 2°C 간격으로 온도변화에 따른 TLC의 컬러변화를 영상으로 저장하였으며, Fig. 3은 Cell내부의 온도가 정상상태로 20°C , 28°C , 36°C 일 때의 색상변화를 나타낸 것으로 온도가 낮을 때 붉은색에서 온도가 높아질수록 푸른색으로 전이됨이 보이는데 이

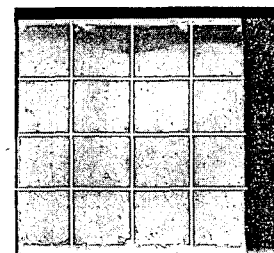


Fig. 2 Concept of Multi-region.

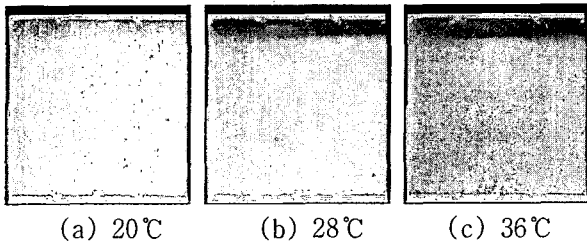


Fig. 3 TLC color image for calibration.

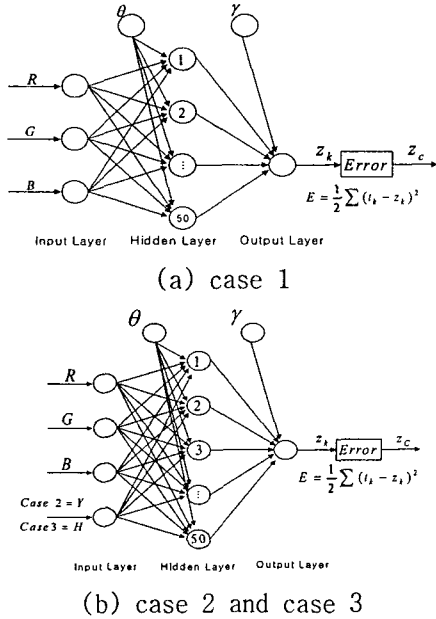


Fig. 4 Used neural networks.

때 각 영역별 색상정보가 신경망 학습계산에 적용된다. Fig. 4 는 본 연구에 적용된 신경망의 종류를 나타낸다. 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며 은닉층의 개수는 측정영역별 매핑 성능을 향상시키기 위하여 50개로 하고 학습 오차가 원하는 수준으로 감소할 때까지 결합하중과 바이어스를 조정하는 방식인 오류 역전파 알고리즘 or Back-propagation Algorithm : 이하 BP법^[9]을 사용하였다. BP법의 초기 입력데이터로써 R, G, B 이외에 보다 정확한 온도장의 온도분포를 구하기 위해서 국부적인 컬러의 휘도(Y)와 색상(H)을 추가하여 이들 입력값에 따른 온도장 계측의 상대적으로 비교하였으며, 이때 Y와 H는 식(1)으로 구하였다^[8]. Fig. 5, 6은 캘리브레이션 영상 전체영역에 걸쳐서 모든 점들 각각의 R, G, B, Y 및 H의 평균값과 온도에 대한 관계를 나타낸 것으로 이들값이 모두 비선형임을 보여주고 있는데 이들 온도-색상의 데이터를 신경망의 계산의 학습입력 데이터로 사용하였다. Fig. 7은 실제온도와 학습결과에 의한 온도-색상 간의 캘리브레이션 결과를 그래프로 나타낸 것으로 전반적으로 넓은 온도범위에 걸쳐서 매핑성능이 우수함이

$$H = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\},$$

(when $B \leq G$)

$$H = 2\pi - \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\}$$

(when $B > G$)

$$Y = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

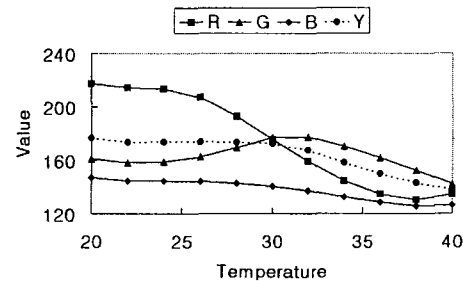


Fig. 5 Relation between temperature versus R, G, B, Y.

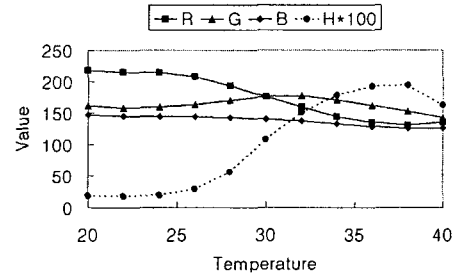


Fig. 6 Relation between temperature versus R, G, B, H.

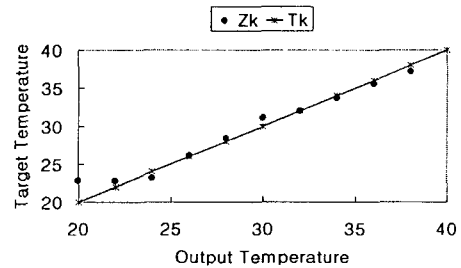
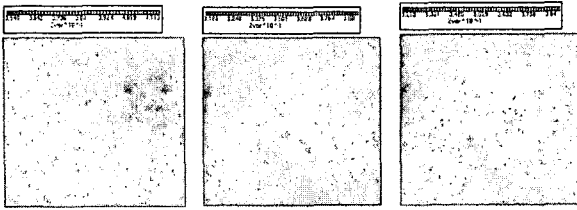


Fig. 7 Temperature fitting curve.

보인다. 20°C에 존재하는 오차는 전체 데이터의 오차전파에 따른 것으로 사료된다. 캘리브레이션의 결과, R, G, B, Y의 전체 데이터 평균오차는 0.817°C였으며, R, G, B, H의 전체 데이터 평균 오차는 0.937°C였다. 이들 모두 상대 오차가 5%보다 적음이 확인되었다. 한편, 신경망은 이미 학습된 상태이므로 순간온도장의 영상정보를 입력시키면 온도장 전체에 걸친 온도분포가 일의



(a)with RGB (b) with RGBY (c)with RGBYH

Fig.8 Obtained temperature distribution.

적으로 구해지게 된다. Fig. 8(a)-(c)는 상부, 하부 구리 블록에 의한 조명반사 영향을 최소화하기 위해 측정영역을 설정한 후 신경망에 의하여 얻어진 온도장 분포를 나타낸다. (a)는 R, G, B의 입력값에 밝기의 영향만을 고려한 Y를 추가함으로써 얻은 순시온도분포이다. (c)는 컬러 고유정보인 H값을 입력값으로 추가하여 얻은 순시온도분포를 보여주고 있다. (d)는 Y 및 H값을 모두 적용하였을 때의 결과를 나타낸다. R, G, B 색상정보만을 이용한 신경망에 의한 온도장 측정 결과보다는 휘도(Y)와 색상(H)을 추가한 BP에서의 결과가 자연대류에 의한 온도장 해석을 더욱 상세하게 표현함을 확인할 수 있었다. 더욱이 기술한 바와 같이 Y와 H를 각각 적용한 경우보다는 R, G, B, H, Y를 모두 입력으로서 사용한 경우가 실제 자연대류에 온도분포를 잘 나타내고 있음이 확인되었는데 이는 Y 및 H의 값을 모두 고려하면 광원의 조명효과(반사 등)를 고려한 결과로 되기 때문에 온도장 측정의 경우에 실험 상황을 잘 고려한 결과로 볼 수 있는 것으로 볼 수 있다.

3. 결론

강온성 액정 (TLC)입자를 온도센서를 이용한 Hele-Shaw cell내의 자연대류의 온도장 분포를 정량화하는 과정을 통하여 다음과 같이 요약될 수 있다. 신경망 알고리즘기반의 온도장 측정법을 구축함으로써 기존의 Hue(색상)정보를 이용한 온도측정법보다 넓은 범위의 온도측정이 가능하게 되었다.

R, G, B 색상정보를 신경망의 입력정보로서 구현한 측정결과보다 R, G, B, Y(혹은 H)를 각각 적용한 경우가 실제 측정오차가 적었음이 확

인되었으며 오차가 적으면서 가장 실제 유동장을 잘 구현한 경우는 R, G, B, Y(혹은 H) 모두를 입력데이터로 적용하였을 때였다.

본 연구에서 구축된 온도장 측정법은 자연 대류 및 열유동장의 온도장분포를 정량화하는데 적용될 수 있다.

참 고 문 헌

- 1) Ozawa. M., Muller, U., Kimura, I. and Takamori,T., 1992, Flow and temperature measurement of natural convection in a Hele-Shaw Cell using a thermo-sensitive liquid-crystal tracer, *Experiments in Fluids*, Vol.12, pp.213-222.
- 2) Doh, D. H., Kobayashi,T., Saga,T. and Segawa,S., 1994, A new consideration for measuring temperature and velocity; Particle Imaging Thermometry and Velocimetry, Proc. 3rd of JSME-KSME Fluid Engineering Conference, pp.154-159.
- 3) Lee, S. J., J.H.Yoon, Doh,D.H., 1996, Simultaneous velocity and temperature measurement of thermo-fluid flows by using Particle Imaging Technique, *KSME(B)*, Vol. 20, No.10, pp.3334-3343.
- 4) Dabiri, D. and Gharib,M., 1991, Digital Particle Image Thermometry : The method implementation, *Experiments in Fluids*, Vol.11, pp.77-86.
- 5) Fujisawa, N., Adrian,R.J., 1999, Three-dimensional temperature measurement in turbulent thermal convection by extended range scanning liquid crystal thermometry, *J. of Visualization*, Vol. 1, No.4, pp.355-364.
- 6) Bernard G., 1984, Basic television and video systems, *McGraw-Hill*, 5th Edition.
- 7) Rumelhart, D.E., Hinton,G. E., Williams R.J., 1986, Learning representations by back-propagating errors, *Nature*, pp.323-333.