

퍼지와 신경망이론을 응용한 편성물의 종합적인 태평가

황영구, 박신웅

인하대학교 공과대학 섬유공학과

1. 서론

지금까지, 천의 주관적인 태평가는 역학적인 특성에 의하여 결정된다고 연구되고 있다. 특히 KES-FB 시스템은 천의 역학적인 특성을 통계학적인 방법으로 객관화한 소프트웨어이다[1]. 대체적으로 직물에 비해 편성물은 측정의 어려움, 지역적인 기후특성, 문화적인 차이 때문에 태를 평가하는데 적용하기 난해한 면이 있다[2]. 종합적인 태는 천의 사용 용도와 사람의 정신적인 특성에 대한 반영이 개입되어야 하므로 적용하기에 곤란하지만, 최근에 응용되고 있는 퍼지이론과 신경망이론을 통하여 전체적인 태평가가 가능하리라 본다. 그리하여, 본 연구에서는 기본적인 편성조직과 현재 상업적으로 사용하고 있는 위, 경편성물의 역학적인 특성치를 측정하고 자료를 구축하였으며, 또한 퍼지이론과 신경망이론을 응용한 종합적인 태평가모델을 근거로 소프트웨어를 개발하여 이에 대한 적용성 연구에 초점을 맞춘 것이다.

2. 이론

2.1 뉴런(NEURONS)

인간의 뇌는 약 10^{11} 정도의 다양한 형태의 뉴런들로 구성되어있다[9]. Figure 1 은 하나의 생체 신경세포를 나타낸 것이다. 세포체(cell body)로부터 나온 돌기는 축삭(axon)이라 불리는 한 개의 가느다란 섬유와 수상돌기(dendrites)라 불리는 나무의 가지처럼 넓게 퍼져있는 비교적 두껍고 짧은 다수의 돌기로 나누어진다. 뉴런간의 정보교환은 모두 시냅스를 통하여 행하여지며 정보의 전달방향은 항상 한쪽 방향이다. 시냅스(synapse) 세포 속에는 전달물질이라 불리는 화학물질이 축적되어 있으며, 이 물질의 종류는 뉴런의 종류에 따라 결정된다.

2.2 역전파 알고리즘(BACK-PROPAGATION ALGORITHM)

Figure 2는 2-layer 신경망에 대한 구성의 예이다. Figure 2에서는 다음과 같은 정의에 의해서 학습되어진다; O_i 는 유닛의 출력값, V_i 는 은닉층의 유닛, ξ_k 는 입력항을 나타낸다. w_{jk} 는 입력항에서 은닉층까지의 연결강도를 의미하고, W_{ij} 는 은닉층에서 출력항까지의 연결강도를 의미한다. i 는 항상 출력항의 유닛을 말하며, j 는 하나의 은닉층의 유닛이며, k 는 입력항의 최종적인 값이다.

입력값들은 항상 특별한 값들로 압축된다. μ 는 다른 패턴을 나타내는 기호로서 명명된다. e_k^μ 는 (0/1, or ± 1)값으로 나타내거나 연속적인 값으로 되어진다. N는 입력에 대한 수를 의미하며, p 는 입력패턴의 수를 나타낸다($\mu=1,2,\dots,p$).

주어진 패턴 μ , 은닉층 유닛 j 하나의 신경망 입력값을 받아드린다

$$h_j^\mu = \sum_k w_{jk} e_k^\mu \quad (1)$$

그리고 출력값(식(2))을 얻게되고

$$V_j^\mu = g(h_j^\mu) = g\left(\sum_k w_{jk} \xi_k^\mu\right) \quad (2)$$

또한, 출력 유니트 i 는 식(3)과 같이 표현된다.

$$h_i^\mu = \sum_j W_{ij} V_j^\mu = \sum_j W_{ij} g\left(\sum_k w_{jk} \xi_k^\mu\right) \quad (3)$$

그리고 최종적인 출력값(식(4))을 얻게된다.

$$O_i^\mu = g(h_i^\mu) = g\left(\sum_j W_{ij} V_j^\mu\right) = g\left(\sum_j W_{ij} g\left(\sum_k w_{jk} \xi_k^\mu\right)\right) \quad (4)$$

일반적인 측정오차나 cost function은 식(5)와 같다.

$$E[w] = \frac{1}{2} \sum_{\mu} [\xi_i^\mu - O_i^\mu]^2 \quad (5)$$

여기서 O_i^μ 는 실제출력값이고 ξ_i^μ 는 목표출력값이므로 다음과 식(6) 같이 된다.

$$E[w] = \frac{1}{2} \sum_{\mu} [\xi_i^\mu - g(\sum_j W_{ij} g(\sum_k w_{jk} \xi_k^\mu))]^2. \quad (6)$$

식(6)은 분명히 각각의 연결강도에 대한 미분함수를 나타내며, 적절한 학습을 위한 점차적 강하 알고리즘(gradient descent algorithm). 이것이 최종적으로 개선된 법칙으로 얻게되는 역전파 알고리즘이다. 식(9)는 은닉층에서 출력층까지 연결되는 학습규칙을 나타낸다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \eta \sum_{\mu} [\xi_i^\mu - O_i^\mu] g'(h_i^\mu) V_j^\mu \\ &= \eta \sum_{\mu} \delta_i^\mu V_j^\mu \end{aligned} \quad (9)$$

3. 실험

본 연구는 편성물의 종합적인 태를 계산하고 평가하기 위한 과정이므로, 다양한 종류의 편성물의 역학적인 특성치를 측정하는 것이 중요하다. 우리는 표준조건하에서 KES-FB 시스템을 사용하여 편성물의 인장, 굽힘, 전단, 압축, 표면, 무게등을 측정하였다. 비록 여기서, 우리는 17가지에 해당되는 역학적인 특성치를 얻게 되었지만, 태에 주로 영향을 끼치는 요소라고 선정된 7가지[EMT, RT, RC, B, 2HG, SMD, W]를 선정하게 되었는데, 이는 힘에 의하여 천이 변형가능한 네가지 형태(인장, 압축, 굽힘, 전단)과 두가지 형태의 물리적인 특성(무게와 표면)에 근거하여 얻어진 것이다[4-8]. 우리는 선택적인 역학적인 특성에 대한 관점으로 복잡하지 않으면서 신뢰할만한 종합적인 태평가 예측 모델을 제시하였다. 그리고 이 모델을 근거로 퍼지와 신경망이론에 적용하여 봄, 가을용 편성물의 종합적인 태를 평가할 수 있는 소프트웨어에 개발하게 되었다.

3.1 퍼지이론과 신경회로망 이론의 적용

우리는 역전파알고리즘과 퍼지 변형소속함수를 근거로 태평가 시스템을 개발하였다. 세 종류의 소속함수는 일곱가지의 선택된 역학적인 특성치들을 계산하는데 적용하였다 ; 증가하는 형태의 선형함수, 감소하는 형태의 선형함수, half-Cauchy 함수등이다. Figure 3은 편성물의 태평가를 위한 퍼지-신경회로망 시스템의 구성도이다.

3.2 종합적인 태평가

본 태평가 시스템을 이용하여, 우리는 임의로 선택한 시료의 태를 평가하였다[Table I 과 II]. 이 실험에서 우리는 KES-FB system을 사용하여 36종류의 편성물에 대한 역학적인 특성치를 측정하였고, 이를 근거로 소속함수를 구성하였다.

종합적인 태평가하는 순서는 다음과 같다;

1단계 : 학습된 결과에 따라서 모든 연결강도와 편차(biases)를 설정한다.

2단계 : 미지의 자료를 선택한다.

3단계 : 퍼지-인공지능시스템에 7가지의 역학적 특성치(ξ_i)를 설정한다.

4단계 : 퍼지-인공지능시스템에 따라 출력값(종합적인 태값)의 자료를 계산한다.

측정된 편성물의 대한 7가지의 역학적인 특성치의 요약이 Table I에 나타나 있고, 샘플 다투의 선택된 역학적인 특성치의 실험자료는 Table II에 나타나있다.

Table 1. Summary statistics for mechanical properties of training set.

Mechanical properties	Mean	Standard deviation	Minimum value	Maximum value
Compressional recovery(RC)	50.04	13.3304	32.89	84.51
Tensile recovery(RT)	45.10	13.2739	25.13	62.45
Maximum elongation(EMT)	32.48	27.5435	4.51	98.76
Shear hysteresis (2HG)	2.43	1.1667	0.75	6.12
Bending rigidity (B)	0.07	0.0691	0.01	0.16
Surface roughness(SMD)	7.57	4.0487	2.93	13.19
Weight (W)	22.74	6.5475	8.60	32.86

Table II. Summary statistics for mechanical properties of testing set.

Mechanical properties	Mean	Standard deviation	Minimum value	Maximum value
Compressional recovery(RC)	52.51	15.8718	42.54	84.51
Tensile recovery(RT)	45.30	16.9823	23.65	65.09
Maximum elongation(EMT)	39.16	35.8238	4.51	95.13
Shear hysteresis (2HG)	2.57	1.8511	1.24	6.12
Bending rigidity (B)	0.065	0.0339	0.02	0.12
Surface roughness(SMD)	8.07	4.1179	2.36	12.63
Weight (W)	22.03	6.1755	12.15	29.73

4. 결과 및 토의

퍼지를 이용한 태평가 예측모델을 통하여, 우리는 편성물의 주요 역학적특성으로 유연성, 신장성, 벌키성에 대한 특징들을 잘 설명할 수 있었다[4]. Figure 4는 KES-FB 시스템, 퍼지를 응용한 예측모델, 퍼지와 신경망이론을 응용한 시스템으로부터 얻은 결과치를 그래프로 나타낸 것이다. 사실 우리는 퍼지 태평가 모델을 통하여 Kawabata 씨의 태평가 모델보다 실제적으로 사람이 평가할 수 있는 감촉에 대한 물리적인 특성을 잘 반영한다고 보고된 바있었다. 본 결과를 통해서도, 퍼지예측모델과 퍼지와 신경망이론을 응용한 태평가 시스템이 전반적인 니트의 촉감을 표현하는데 거의 일치하였다. 결론적으로 역전과 알고리즘에 근거하여 개발한 종합적인 태평가 방법이 니트의 뽐, 가을용의 태를 평가하는 방법적인 적용한다면 유용할 것이라는 결과를 얻게 된 것이다.

5. 결론

본 연구에서 우리는 종합적인 태평가 시스템으로서 퍼지이론과 인공신경망이론을 적용하는 새로운 방법적 접근을 시도하였다. 결과로서, 신경망이론과 퍼지이론 함수의 변형과 적용이 니트의 종합적인 태를 효과적으로 평가하는 방법으로 나타나게 되었다. 퍼지이론에 적용한 소속함수는 신장성, 비틀림성, 굽힘성, 압축성, 표면특성, 무게에 따라 선형과 비선형함수(half-Cauchy function)로 적용하였고, 신경회로망이론에서는 sigmoid함수를 적용하였다. 결국 춘추 니트류의 객관적 태평가방법으로서, 퍼지와 신경망이론을 응용한 시스템도 지역적, 문화적차이에서 나타나는 태평가의 제한성을 극복할 수있으며, 가중치벡터의 적용과 포괄적인 시료의 수집이 있다면, 좀더 객관적인 태평가 시스템개발이 가능하다고 생각된다.

6. 참고문헌

1. Low-stress fabric testing for process control in garment assembly Application of robotics, *Int. J. Clothing Sci. Technol.* 8, 12-23(1996).
2. Mastura Rheel and Jiang Liu, *Textile Res. J.* 61(1), 31-38(1991).
3. Kawabata, S., The Hand Evaluation and Standardization Committee *The Textile Machinery Society of Japan*, Kyoto, 1982.
4. Shin-Woong Park and Young-Gu Hwang, *Textile Res. J.* Will be publish in November 1998.
5. Jilian Hu, Wenxiang Chen and A Newton, *J. Text. Ins.*, 1993, 84(3), 354-363(1993).
6. N. Pan, K. C. Yen, S. J. Zhao, and S. R. Yang, *Textile Res. J.* 58(8), 438-443(1988).
7. Mastura Raheel and Jiang Liu, *Textile Res. J.* 61(1), 31-38(1991).
8. Mastura Reheel and Jiang Liu, *Textile Res. J.* 61(2), 79-82(1991).
9. John Hertz, Anders Krogh and Richard G. Palmer, *Introduction to The Theory of neural Computation*, Addison Wesley, 1991.

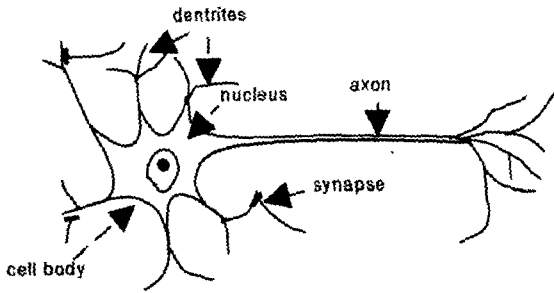


Figure 1. Schematic drawing of a typical neuron.

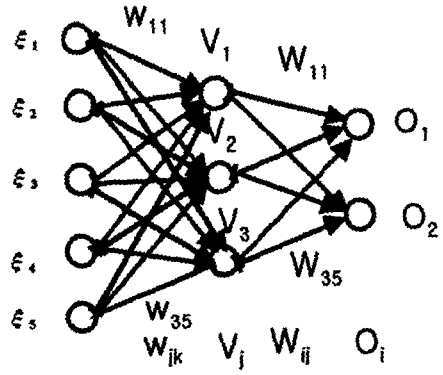


Figure 2. A two layer feedforward network, showing the notation for units and weights.

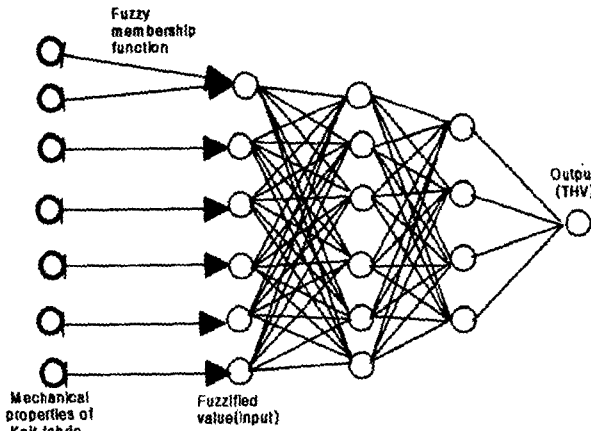


Figure 5. Architecture of fuzzy-neural network.

