

인공신경망을 이용한 한복지 태의 평가에 관한 연구

A Study on the Evaluation of the Hand Value of Korean Fabrics using the Artificial Neural Network

문 명 희
동주대학교 토탈패션계열

Moon, Myeong-Hee
The School of Total Fashion, Dongju College

Abstract

The purpose of this study was to quantify the hands of fabrics for the Korean folk clothes using both a KES-FB and an artificial neural network. In order to select the proper input parameters, we calculated the correlation using step-wise regression between mechanical properties and the hand value of fabrics. For the classification, the primary hand values and total hand value, five neural networks with three-layered structure were constructed using the error back propagation algorithm and, in order to reduce errors and to speed up learning, the momentum method was selected. From the analysis of the primary and total hands using a self-constructed artificial intelligence system, the error rates of sleekness, stiffness, silkiness, and roughness compared with the judgement of expert panels were found to be 3.3%, 3.3%, 1.6%, and 4.9%, respectively, while that of the total hand was 9.83%.

Key words : Korean fabrics, primary hand value, classification, artificial neural network

I. 서론

한복은 우리 민족의 생활문화가 깃들여져 있는 전통복식으로, 시대 흐름에 따라 점차 미적인 요소가 강조되면서 변화·발전되고 있으며, 최근에는 생활 한복으로 그 디자인과 소재의 다양화가 진행되고 있다. 그러나, 우수한 착용 성능, 봉제 성능과 함께 한복 디자인에 적합한 물성을 지닌 한복지의 생산을 위한 한복지의 품질 특성에 대한 과학적이

고 체계적인 연구의 필요성이 요구된다.

직물의 품질 특성을 객관적으로 표현하기 위하여 사용되는 태(hand value)는 정신물리학적 측면에서 연구된 Binns¹⁾의 연구를 시초로 하여, 1930년 Peirce²⁾가 역학적 특성치의 계측으로 태에 대한 평가방법을 연구한 이후 계속되고 있으며, 이들 연구들은 주로 직물의 역학특성과 주관적인 평가에 의한 품질특성의 관능량을 통계적인 방법으로 객관화시키려는 연구가 이루어지고 있다.

한복지의 태에 관한 연구는 성³⁾ 등이 처음으로

Corresponding author : Moon, Myeong-Hee
Tel : (051) 200-3411 Fax : (051) 201-5420
E-mail : mhmoon@dongju.ac.kr

이 논문은 2001년도 동주대학 교내학술연구비 지원에 의하여 수행되었음.

시도하였으며, 이는 일본의 HESC 시스템을 도입하여 일본의 전통 의복인 화복지에 사용하던 태의 용어를 그대로 우리나라 한복지에 적용하여 연구한 바 있으며, 문⁴⁾ 등은 한복지에 요구되는 촉감의 형용어를 한글 용어로 도출하고, 이로부터 한복지 태의 관능검사 및 KES-FB 시스템을 통한 역학 특성치를 계측하여 태의 계량화 및 표준화를 시도하였다.

한편, 직물에 대한 관능검사 및 태평가는 인간의 촉각에 의한 판정을 수행하는 것으로서 보다 객관화되고 정량화된 판정을 위하여 지능시스템을 활용할 수 있다. 1990년대에 들어서면서 지능 시스템과 직물과의 관련연구도 활발하게 이루어지고 있는데 직물의 제조와 물성 조직⁵⁾, 직물과 구김의 관계⁶⁾에 신경회로망을 이용한 지능 시스템을 도입하였으며, 태에 대한 퍼지 알고리즘의 도입은 여름용 폴리에스테르 직물의 태평가⁷⁾가 있었으며, 문⁸⁾ 등이 지능시스템에 의한 한복지 태의 계량화를 시도하였다.

본 연구에서는 한복지의 태를 계량화할 목적으로 표준화한 한복지 태의 형용어에 대한 기본태(primary hand value)와 총합태(total hand value)에 대한 관능검사 결과와 KES-FB 시스템으로 계측된 한복지의 역학적 특성치들을 사용하여 인공신경회로망을 통한 분류를 수행하였다.

본 연구에 사용된 신경회로망은 3층의 구조의 다층 신경회로망이며, 역전파 알고리즘을 사용하여 학습하였다. 특히, 정확한 분류를 위하여 신경회로망의 입력값은 한복지 태의 역학 특성의 단계적 회귀 분석(step-wise regression)을 통한 유의성 결과를 활용하여 입력 파라미터의 개수를 줄이면서, 분류 정확도를 높이고자 하였다.

II. 연구 방법

1. 직물의 역학적 특성 측정

섬유집합체인 직물은 유연하여 외력에 의해 쉽게 변형되는 특성과 적당한 탄성과 반복 변형에 대한 내구성과 같은 역학 특성 및 성능 특성으로

서의 치수 안정성, 드레이프성, 열에 대한 보온성, 그리고 흡수성 및 공기 투과성 등을 지니고 있다. 직물의 성능 특성을 제조·가공하는 기술자나 혹은 소비자의 입장에서 시각과 촉각을 통하여 총합적으로 평가하는데, 이와 같이 인간의 감각 기관에 의존하여 직물의 품질을 주관적인 입장에서 평가하는 특성을 관능 특성이라고 하며 태(態, hand)라고 표현한다.

그러나 태란 감각에 의존한 주관적인 평가이기 때문에 개개인의 감각정도와 평가시의 주위 환경, 판정자의 심리 상태, 또한 숙련 정도에 따라서 평가가 달라지므로 신뢰성 및 객관성이 결여되어 있다. 1970년대에 들어서 일본의 Kawabata와 Niwa⁹⁾를 중심으로 주관적인 감각평가에 의존하던 태평가를 보다 객관적이고 과학적으로 평가하려는 시도를 하게 되었다. 그들은 직물의 기본태를 숙련자들이 관능적으로 평가한 관능 특성치와 KES-FB 시스템으로 계측한 역학적 특성치를 단계적 블록 회귀방법으로 회귀시킴으로써 태의 계량화 및 객관화를 시도하였다.

한편, 한복지는 양복·양장지 혹은 일본의 화복지와는 다른 태를 가지고 있음에도 불구하고, 한복지의 태에 관한 연구는 많이 수행되지 않았으며, 우리나라 고유 의복인 한복지의 태에 관한 연구는 더 다양한 각도에서 고찰되어야 할 필요가 있다고 생각된다. 본 연구자는 한복지의 태를 계량화할 목적으로 한복지에 요구되는 태의 형용어를 도출하여 한복지의 기본태로 선정하고, 이에 대한 표준화 및 관능검사를 실시하였다. 또한 한복지의 역학적 특성치들을 KES-FB 시스템으로 계측하고, 이들 특성치와 관능 특성치에 통계적 수법인 단계적 회귀분석(step-wise regression)을 실시하여 한복지 태의 계량화를 수행하였다.

2. 인공신경회로망의 이론적 배경

신경회로망은 인간의 인지 능력을 모방하기 위하여 신경망 조직을 모델로 한 단순한 뉴런(neuron)들을 망으로 연결한 시스템으로 되어있으며, 1943년 McCulloch-Pitts에 의해 수학적 모델이 제시되었고, 1986년 Rumelhate 등이 오차 역전파 알고리즘을

제안하여 현재 다양한 분야에 응용되고 있다. 특히, 분류할 데이터가 적절한 형태를 갖추지 않았거나, 분류기준이 매우 복잡하고 다양한 경우에도 우수한 인식 및 분류 결과를 나타낸다¹⁰⁾.

한편, 인간의 감각을 이용하여 검사, 평가하는 방법인 관능검사는 여러 분야에 활용하고 있다. 특히, 생산하고자 하는 제품의 재료, 제품의 설계, 생산된 제품에 대하여 시각, 청각, 촉각, 후각, 미각 등을 활용한 검사를 시행하고 있으며, 이러한 검사는 인간에 의한 방법이 아닌 지능시스템에 의한 검사 및 판정도 수행되고 있다. 예를 들어, 세탁물의 더러움의 정도를 지능시스템으로 판정하여 세탁시간을 자동으로 결정하는 퍼지 세탁기, 일정한 풍속의 바람을 일으키는 선풍기보다는 자연스러운 바람을 만들어 내는 카오스 선풍기나 에어컨디셔너, 냉장고의 적절한 온도를 유지하게 하는 뉴로 냉장고 등이 개발되어 있다¹¹⁾.

1990년대부터 직물에 대한 관능검사 및 태평가에 대하여 객관화 및 정량화된 판정을 위하여 지능시스템을 활용하기 시작하였고, 직물의 제조와 물성 조직, 직물과 구김의 관계, 폴리에스테르 직물의 태평가 등을 수행하였고, 본 연구자는 지능시스템에 의한 한복지 태의 계량화를 시도하였다.

1) 신경회로망의 학습

다층 신경회로망의 구조는 그림 1과 같으며, 이 신경회로망은 뉴런 i의 출력 I_i 와, 가중치(결합 계수) W_{ij} (V_{jk} 도 동일)를 곱한 다음 그 값들의 전체 합을 뉴런 j의 입력으로 하고 그 출력을 규격화하

는 함수 f에 의해 뉴런 j의 출력 O_j 가 결정된다.

다음 식 (1)은 다층 신경회로망의 출력층에서의 출력 모델 방정식이다.

$$O_j = f(\sum_i W_{ij} \cdot I_i) \quad (1)$$

여기서, f()는 활성화함수(activation function)를 나타내며, 본 연구에서는 식 (2)와 같은 로그 시그모이드(logistic sigmoid) 활성화함수를 사용하였으며, 축의 변환을 위하여 바이어스(bias)를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1}{(1 + \exp^{-(x+b)})} \quad (2)$$

본 연구에서 한복지 역학적 특성치의 학습에 사용된 신경회로망의 학습방법인 오차 역전파 학습 알고리즘은 식 (3)과 같다.

$$W_{ij}(n + 1) = W_{ij}(n) + C (E_k(n) W_{jk}(n)) X_j(n) \quad (3)$$

여기서,

$W_{ij}(n)$: 입력층과 중간층의 가중치 C : 정수

$E_k(n)$: 출력층에서의 오차 $X_j(n)$: 중간층 뉴런의 입력

즉, 역전파 학습 방법은 임의의 학습 횟수 n에

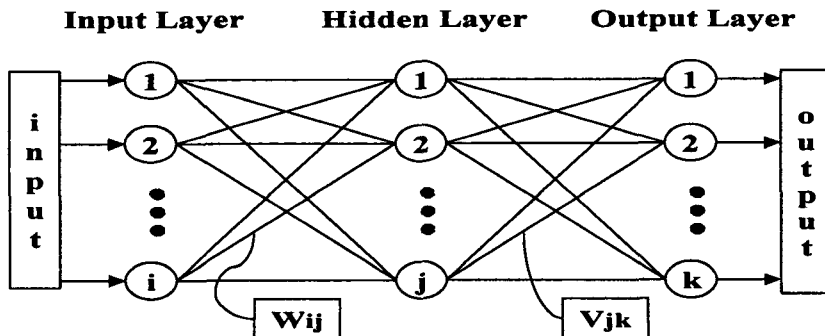


Figure 1. Structure of multi layer neural network

서 출력값과 교사신호 사이의 오차에 중간층과 출력층의 가중치를 곱하고, 여기에 입력을 곱하여 가중치를 변화시키는 방법이다.

2) 모멘트 학습

또한, 본 연구에서는 학습시간을 단축하여 실질적인 실시간 제어가 가능할 수 있도록 하기 위하여 모멘트법을 사용하였다. 모멘트법은 n-1회에서 구하여진 오차의 변화량 $\Delta W(n-1)$ 에 일정한 모멘트량(m)을 곱한 값을 현재 학습 횟수 n에서 구해진 오차의 변화량 $\Delta W(n)$ 에 더하여 구할 수 있다. 먼저, 중간층과 출력층 사이의 가중치의 변화량은 식 (4)와 같으며, 입력층과 중간층 사이의 가중치의 변화량은 식 (5)와 같이 구해진다.

$$\Delta W_{jk}(n) = \eta_2 \cdot \delta_k \cdot H_j + m \cdot \Delta W_{jk}(n-1) \quad (4)$$

$$\Delta W_{ij}(n) = \eta_3 \cdot \sigma_j \cdot I_i + m \cdot \Delta W_{ij}(n-1) \quad (5)$$

III. 연구 결과 및 고찰

현재 국내에서 시판중인 한복지를 계절별 용도

와 조성에 관계없이 총 131종을 수집하였으며, 역학적 특성의 측정에는 KES-FB 시스템(KATO TECH CO.,LTD.)을 사용하여 인장특성, 굽힘특성, 전단특성, 압축특성, 표면특성 및 두께와 중량의 16항목 특성치를 표준 계측조건에서 측정하였다. 표준 계측조건에서 측정된 항목과 특성치의 내용은 표 1과 같다.

1. 한복지 태의 형용어 추출 및 관능검사

한복지에 요구되는 감각을 표현할 수 있는 형용어 추출을 위해 한복 분야 종사자 300명에게 한복지의 촉감 표현에 적합하다고 생각하는 형용어를 작성시킨 후 유사한 용어끼리 묶고 표현된 빈도수에 따라 대표적인 용어들을 추출하였다. 한복 분야 종사자 300명이 표현한 촉감의 형용어는 약 17종으로 표현되었으나, 17종의 형용어 중 유사한 표현을 통일시켜 6개의 형용어 그룹으로 나누었다. 그리고, 이들에 대한 표현 빈도 수를 조사한 결과 "보들보들", "뽀송뽀송", "보송보송"은 54%, "거칠거칠", "까칠까칠", "가슬가슬", "까실까실"은 17%로 나타났으며, "매끈매끈", "미끌미끌", "맨들맨들", "반질반질"은 14%, "뽏뽏한", "뽏뽏한", "뽏뽏한"은 13%를 나타내고 있어 본 연구에서는 13%

Table 1. Sixteen parameters describing fabric mechanical properties.

Properties	Symbols	Characteristics Value	Unit
Tensile	LT	linearity of load/extension curve	-
	WT	tensile energy	gf · cm/cm ²
	RT	tensile resilience	%
Bending	B	bending rigidity	gf · cm ² /cm
	2HB	hysteresis of bending moment	gf · cm ² /cm
Shear	G	shear stiffness	gf/cm · degree
	2HG	hysteresis at $\psi=0.5^\circ$ of shear angle	gf/cm
	2HG5	hysteresis at $\psi=5^\circ$ of shear angle	gf/cm
Compression	LC	linearity of compression/thickness curve	-
	WC	compressional energy	gf · cm/ccm ²
	RC	compressional resilience	%
Surface	MIU	coefficient of friction	-
	MMD	mean deviation of MIU	-
	SMD	geometrical roughness	μ m
Thickness	T	thickness	mm
Weight	W	weight	mg/cm ²

Table 2. Classification level of hand value

Level	Explanation	H.V.
XH	Samples possessing extremely strong feeling	10
Group A : high	Samples having strong feeling-intensity	9~7
Group B : middle	Samples having medium feeling-intensity	6~4
Group C : low	Samples having weak feeling-intensity	3~1
XL	Samples possessing extremely weak feeling	0

이상 표현된 형용어군을 한복지에서 요구되는 촉감으로 규정하였고, 추출된 유사 용어들 중 대표되는 형용어로는 보들보들함(silky), 거칠거칠함(roughness), 매끈매끈함(sleekness), 뻣뻣함(stiffness) 이며, 이들 4개의 형용어를 기본태로 선정하였다.

태의 판정은 한복 분야 전문가로 구성된 12명을 패널로 하여 절대 평점법에 의한 관능 검사를 실시하였다. 기본태 값에 있어서는 각각의 태 표현에 대하여 촉감의 강도에 따라 먼저 3개 그룹(강한 느낌, 중간 느낌, 약한 느낌)으로 나눈 후, 각각의 그룹에서 느낌의 강도에 따라 다시 3개의 그룹으로 분리하여 9개의 그룹으로 나눈 뒤, 마지막으로 강한 느낌 중 매우 강한 시료와 약한 느낌 중 매우 약한 시료를 구분 지어준다. 이렇게 나눈 11단계의 등급을 숫자 0에서 10까지 써서 수치가 큰 것이 강한 촉감에 해당되도록 함으로써 관능치를 계량화하였으며, 표 2에 나타내었다.

총합태에 대한 관능검사는 표 3과 같으며, 한복지로서 갖추어야 하는 촉감의 적합성 유무를 판단하기 위하여 0-5까지 6단계로 나누어 0은 가치없는, 1은 부족한, 2는 평균보다 아래의, 3은 평균, 4는 좋은, 5는 훌륭한 등으로 구분하여 관능치를 계량화하였다.

Table 3. Classification level of total hand value

THV level	Evaluation
5	Excellent
4	Good
3	Average
2	Below average
1	Poor
0	Out of use

2. 태와 역학특성의 상관성

KES-FB 시스템으로 계측한 131종의 한복지 역학적 특성치에 대한 평균, 표준편차, 최소값, 그리고 최대값을 표 4에 나타내었으며, 여기서 경사·위사 방향의 역학 특성치는 그 평균값을 사용하였다. 그리고 한복지 태의 계량화를 위하여 한복지의 역학 특성치와 한복 분야 전문가들이 판정한 한복지의 기본태 및 총합태에 대한 관능 검사치와의 상관계수를 이용하여 각 기본태에 영향을 미치는 역학 특성치들의 상관관계를 유의수준 0.01과 0.05에서 순상관과 역상관으로 분류하여 표 5에 나타내었다.

Table 5에서 보면 Silky와 Sleekness에 영향을 주는 파라미터들은 비슷한 상관 파라미터를 가짐을 알 수 있고, 이들 중에서 LC는 순상관을 가지고, LC를 제외한 위의 파라미터는 역상관을 나타내며, 이들 모두 유의수준 0.01의 높은 상관을 보이고 있다. Roughness와 Stiffness에 영향을 주는 파라미터들도 서로 연관이 있음을 알 수 있으며 RT, logB, log2HB, logMMD, logSMD, RC 등이 유의수준 0.01의 높은 순상관을 보이고 있다. 이들 결과에서 보면, 부드러움과 매끈함에는 압축 선형성이 높은 순상관으로 나타난 반면, 굽힘특성과, 표면특성, 압축 에너지, 압축 레질리언스, 두께 등과는 높은 역상관이 나타났다. 또한 거침과 뻣뻣함에는 인장 레질리언스, 굽힘특성, 표면특성, 압축 레질리언스 등이 높은 순상관으로 나타나서 이들 두 집단은 서로 상반되는 성질을 지녔음을 알 수 있다. 특히 파라미터 중에서 logB, log2HB, logMMD, logSMD, RC 등은 부드러움과 매끈함에는 높은 역상관을, 거침과 뻣뻣함에는 높은 순상관을 나타내는 공통

Table 4. Mean value and standardization of mechanical properties about the fabrics for Korean folk clothes.

Blocked properties	Xi	XI	σ_i	min	max
Tensile	EM	1.723	0.652	0.960	3.473
	LT	0.840	0.091	0.181	0.980
	WT	3.495	0.975	2.050	7.375
	RT	83.317	6.372	68.585	98.572
Bending	B	0.198	0.201	0.041	0.347
	2HB	0.072	0.049	0.013	0.275
Shear	G	0.612	0.420	0.269	1.824
	2HG	0.705	0.943	0.023	10.703
	2HG5	2.205	1.747	0.223	38.199
Compression	LC	0.516	0.139	0.137	0.882
	WC	0.054	0.041	0.005	0.265
	RC	31.554	13.121	10.260	100
Surface	MIU	0.125	0.032	0.081	0.255
	MMD	0.030	0.016	0.008	0.094
	SMD	4.455	1.802	1.186	10.750
Thickness and Weight	T	0.228	0.100	0.090	0.531
	W	6.886	2.778	3.000	14.000

Table 5. Correlation between mechanical properties and hand value about the fabrics for Korean folk clothes.

Expressions	+Correlation		-Correlation	
	0.01 level	0.05 level	0.01 level	0.05 level
Silky	LC		logB, log2HB, logG, log2HG, log2HG5, logMMD, logSMD, logWC, RC, logT	
Sleekness	LC		logB, log2HB, logMMD, logSMD, logWC, RC, logT	
Roughness	RT, logB, log2HB, logMMD, logSMD, RC, logT	logWC,		LC
Stiffness	RT, logB, log2HB, logMMD, logSMD, RC	LT, logT		logW

적인 파라미터로 나타났다.

3. 한복지 태 분류를 위한 신경회로망 구조

한복지의 역학적 특성치는 같은 특성을 나타내는 데이터라 할지라도 다양한 값을 가지고 있고, 몇몇 한복지 샘플은 신경회로망 구축에 요구되는 분류기준에 적합하지 않은 경우도 존재한다. 또한, 전문가에 의하여 판정된 형용어에 따른 기본태와

총합태는 전문가가 판정할 때의 상황 및 개인의 감각 정도의 표현 방식에 따라 다르게 나타날 수 있다. 또한, 지능시스템은 입력되는 데이터의 조합과 지능시스템의 판정 기준이 되는 입력값이 적절하게 표준화되어 있지 않으면 요구되는 판정 결과를 얻어낼 수 없다. 따라서, 신경회로망에 입력되는 샘플의 개수와 역학적 특성치의 종류는 적절하게 조정되어야 하며, 전문가에 의한 판능검사 판정 결과도 적절하게 표준화되어야 한다.

지능시스템에 사용되는 입력 데이터는 지능시스템의 구성에 유용한 데이터도 있지만 불필요하게 복잡한 계산을 유발하는 데이터도 존재한다. 따라서 본 연구에서는 전 절에서 논의한 상관도가 높은 파라미터들을 선택하여 신경회로망의 입력 파라미터로서 입력할 경우 파라미터의 수를 감소시키면서 분류 정확도를 높일 수 있다.

본 연구에서는 KES-FB 시스템으로 측정된 직물의 16가지 역학 특성 중에서 먼저 상관도가 높은 성질의 항목을 우선 입력으로 하고, 추후 Kawabata가 분류한 6개 특성 그룹에서 1가지를 차례대로 선정하여 그 평균값을 신경회로망의 입력 데이터로 사용하였다. 또한, 시료 중에서 60개의 샘플에 대하여 신경회로망 지능시스템을 학습시키는데 사용하였으며, 61개의 샘플은 구현된 지능시스템의 분류 정확도를 판정하기 위하여 사용하였고, 전문가 패널에 의한 기준이 모호한 10가지 경우는 제외하였다. 총합태의 경우에는 Kawabata가 분류한 6개 특성 그룹에서 1가지를 선정하여 그 평균값을 신경회로망의 입력 데이터로 사용하였다.

표 6은 신경회로망 지능시스템의 학습 입력으로 사용된 4가지 기본태 및 총합태에 대한 역학적 특성치를 나타내었다. 특히, 이들 파라미터들은 표 5에 나타난 순상관 또는 역상관이 높은 파라미터들의 조합을 구한 것으로 16가지 파라미터들 중에서 가장 적절한 입력 조합을 나타낸 것이다.

Table 6. Input of neural network in the mechanical properties

Group	Mechanical properties
Hand Value : silky	B, G, MMD, WC, T, EM
: sleekness	B, MMD, WC, RC, T
: roughness	RT, B, MMD, RC, T, EM
: stiffness	RT, B, MMD, SMD, RC, EM
THV	EM, B, MIU, G, LC, T, W

전문가 12명의 관능검사 판정결과는 최대평점 2개와 최소평점 2개를 제외한 나머지 8명의 평균으로 규정하였으며, 이를 지능시스템의 판정기준으로 정의하여 지능시스템의 신경회로망 학습에 대

값으로 사용하였다.

감각표현에 대한 촉감의 강도에 따른 Kawabata의 연구에서는 전문가에 의하여 분류할 수 있는 기본태의 단계를 3단계로 분류하고, 다시 각각의 그룹에 대한 소분류를 수행하여 11단계로 나누었으나, 여기에서는 표 2와 같이 5개의 단계(level)로 나누어 분류하였다. 이러한 이유는 지능시스템이 분류할 수 있는 정도가 인간의 감각에 따른 분류와 같이 정밀한 결과를 나타내기가 용이하지 않기 때문이다.

구현된 신경회로망 지능시스템은 관능검사 후 나타나는 4가지 기본태와 총합태에 따른 한복지의 분류를 위하여 각각에 적합한 분류기(classifier)를 구성하여야 한다. 따라서 본 연구에서는 그림 2와 같이 5개의 신경회로망을 병렬로 구성하였다. 기본태의 경우는 표 2와 같이 5단계의 분류를 수행하였으며, 총합태는 표 3과 같이 6단계로 분류하도록 구성하였다. 구현된 인공신경회로망은 Mathwork사의 MATLAB(ver. 5.1 neural network toolbox)을 사용하여 프로그래밍하였다.

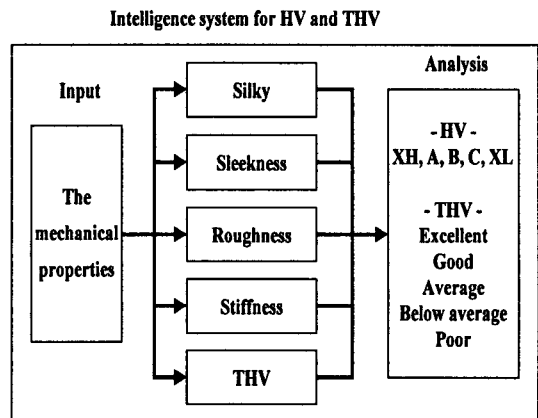


Figure 2. Intelligence system structure for hand values and total hand value

지능시스템에 사용된 신경회로망은 적절한 파라미터를 사용하여 분류 오차가 최소가 될 수 있도록 구성하여야 하며, 그 결과가 최소의 오차값을 나타낼 때까지 학습시켜야한다. 신경회로망은 활성

Table 7. Parameters of neural network

Parameters of neural network	Hand value				Total hand value
	Silky	Sleekness	Roughness	Stiffness	
No. of neuron in input layer	6	5	6	6	7
Slope of activation function	1.2	1.5	1.1	1.0	1.2
Learning function	0.3	0.02	0.72	6.48	1.82
No. of neuron in middle layer	40	20	30	30	40
No. of neuron in output layer	5	5	5	5	6

함수의 기울기, 학습상수 및 중간층 뉴런의 수에 따라서 그 결과가 상당히 다르게 나타나므로, 수차례의 반복 실험을 통하여 적절한 파라미터를 선택하여야 한다. 일반적으로 활성화함수의 기울기는 1.0에서 1.5정도의 값을 선택하고, 중간층 뉴런의 수는 입력 파라미터의 개수에 2배에서 10배까지 사용하고 있으나, 그 기준은 데이터의 종류에 의해 달라지며, 학습 상수는 학습정도에 따라 변화하도록 설계되어 있으므로 학습 종료시의 값을 사용한다.

본 논문에서 사용된 지능시스템의 신경회로망 학습 파라미터들은 표 7에 나타내었다. 여기서, 입력층 뉴런의 수와 활성화함수의 기울기는 신경회로망의 학습 속도에 관계되며, 학습 상수는 학습 정도 및 오차 감소와 관련이 있다. 입력층 뉴런의 수는 입력되는 파라미터의 수와 동일하며, 중간층 뉴런의 수는 오차율 감소 및 학습 속도에 관계하고, 분류 결과는 출력층 뉴런의 수와 같이 나타난다.

4. 지능 시스템을 이용한 태 분류 결과 고찰

본 연구에서는 한복지의 태 평가를 위하여 KES-FB 시스템에 의한 역학적 특성치에 대한 상관 분석을 수행하였고, 전문가에 의하여 판정된 관능검사 결과와 상관 분석 결과에 따른 역학적 특성치를 지능시스템의 입력 데이터로 활용하여 기본태와 총합태를 객관적으로 판정하였다.

표 8과 표 9는 지능시스템의 학습에 사용되지 않은 61개의 한복지 샘플에 대하여 판정을 수행한

결과와 12명으로 구성된 전문가에 의한 판정 결과를 비교하였다. 표 8은 기본태에 대한 분류로서 전문가의 감각에 따른 분류는 11단계로 정밀한 분류가 가능하지만, 지능시스템은 현재까지의 실험 결과 인간과 같은 정도의 정밀도를 얻을 수 없었다. 따라서, 표 3에 나타낸 바와 같이 5단계로 나누어 판정을 수행하였다. 여기서, “*”로 표시된 것은 인공지능이 잘못 판정한 것을 나타내고 있으며, 이 경우에 잘못 판정한 내용은 인공지능에 의한 판정결과 항목에서 원문자로 표기하였다. 또한 인공지능에 의한 기본태의 판정 결과를 전문가의 판정과 비교하였을 경우에 sleekness와 stiffness는 각각 3.3%, silky는 1.6%, roughness는 4.9%의 오차율을 나타냈고, 기본태 전체에 대한 오차율은 13.1%로 나타났다. 표 9는 총합태에 대한 판정을 수행한 결과로서 전문가의 판정과 비교하여 9.83%의 오차율을 나타내었다.

지능시스템으로 사용된 신경회로망은 여러 가지 파라미터들의 적절한 조합과 입력되는 역학적 특성치의 적절한 조합 등에 따라서 다양한 학습 및 결과를 얻을 수 있다. 더욱 우수한 결과를 얻기 위한 입력 파라미터의 조합을 구하기 위하여 수많은 반복 실험이 요구되므로, 본 연구에서는 입력 파라미터의 상관 분석을 통한 결과를 이용하여 적절한 입력 파라미터의 조합을 얻을 수 있었으며, 사용되는 파라미터의 수를 줄임으로서 학습 및 분류에서의 복잡도를 감소시킬 수 있었다. 또한, 분류 오차율도 감소함을 알 수 있었다. 그러나, 지능시스템과 전문가에 의한 판정의 차이는 역학적 특성치에 대한 측정값의 정확도와 전문가에 의한 판정 평균

Table 8. Classification results for hand values in intelligent system

Sample NO.	Decision of intelligent system				Decision of expert				Remark
	Sleekness	Silky	Roughness	Stiffness	Sleekness	Silky	Roughness	Stiffness	
1	C	B	B	A	3	4	5	7	
2	A	B	C	B	7	5	3	4	
3	B	C	A	A	4	3	7	8	
4	C	C	A	B	3	3	8	6	
5	B	B	B	B	4	4	6	6	
6	C	C	B	A	3	3	6	8	
7	C	C	A	B	3	1	9	7	
8	ⓑ	A	C	C	7	8	2	2	*
9	A	A	C	C	7	9	2	2	
10	A	A	C	C	8	9	2	2	
11	B	B	B	A	4	5	6	9	
12	B	B	B	A	4	4	6	8	
13	C	C	A	A	2	3	9	9	
14	A	B	ⓑ	C	8	5	2	3	*
15	A	B	B	B	7	5	5	4	
16	A	A	C	C	8	8	2	1	
17	B	A	B	ⓒ	5	7	4	5	*
18	B	B	B	B	5	4	5	4	
19	B	B	B	B	4	5	4	6	
20	B	B	C	C	5	7	3	3	
21	B	B	B	B	6	5	4	4	
22	A	A	C	C	8	8	2	3	
23	A	A	C	C	7	7	3	2	
24	B	B	B	B	4	6	4	4	
25	B	C	B	B	5	3	5	4	
26	Ⓐ	B	B	B	6	5	4	4	*
27	B	C	B	A	4	3	6	7	
28	B	C	A	A	4	3	7	8	
29	B	B	B	B	5	5	4	4	
30	XH	A	C	C	10	9	2	1	
31	B	A	B	A	5	7	5	7	
32	C	ⓑ	A	A	3	2	8	8	*
33	B	B	B	B	6	6	4	5	
34	B	B	B	B	6	6	4	6	
35	B	B	C	B	6	5	3	6	
36	B	B	B	A	6	5	4	7	
37	A	B	B	A	7	4	4	7	
38	XL	XL	XH	XH	0	0	10	10	
39	B	B	B	B	5	5	4	5	
40	A	A	C	C	8	9	2	3	
41	B	B	ⓒ	B	4	6	4	4	*
42	B	B	B	C	5	6	4	2	
43	A	A	C	C	9	9	2	3	
44	A	A	C	C	7	7	3	2	
45	B	B	ⓒ	B	4	5	4	5	*
46	C	B	B	B	3	4	5	6	
47	C	C	A	A	2	2	8	7	
48	B	B	C	C	6	6	3	3	
49	C	B	B	B	3	6	5	6	
50	C	B	B	B	3	4	5	6	
51	C	C	B	B	3	3	4	6	
52	B	A	C	A	5	7	3	7	
53	B	B	B	B	4	6	5	4	
54	C	B	B	B	3	6	4	6	
55	A	A	C	B	8	9	2	4	
56	B	B	B	B	6	6	4	5	
57	C	B	A	B	3	4	7	6	
58	B	A	C	C	6	7	3	3	
59	B	B	B	ⓑ	4	5	4	7	*
60	B	C	B	C	5	3	5	2	
61	A	A	C	C	8	8	2	3	

Table 9. Classification results for total hand value in intelligent system

No.	Intelligent system	Expert	Remark	No.	Intelligent system	Expert	Remark
1	3	0 0 1 0 0 0		31	3	0 0 1 0 0 0	
2	④	0 0 0 0 1 0	*	32	2	0 1 0 0 0 0	
3	3	0 0 1 0 0 0		33	3	0 0 1 0 0 0	
4	3	0 0 1 0 0 0		34	3	0 0 1 0 0 0	
5	3	0 0 1 0 0 0		35	3	0 0 1 0 0 0	
6	3	0 0 1 0 0 0		36	3	0 0 1 0 0 0	
7	3	0 0 1 0 0 0		37	②	0 0 1 0 0 0	*
8	6	0 0 0 0 0 1		38	2	0 1 0 0 0 0	
9	4	0 0 0 0 1 0		39	3	0 0 1 0 0 0	
10	⑤	0 0 0 0 1 0	*	40	5	0 0 0 0 1 0	
11	2	0 1 0 0 0 0		41	4	0 0 0 1 0 0	
12	2	0 1 0 0 0 0		42	3	0 0 1 0 0 0	
13	2	0 1 0 0 0 0		43	5	0 0 0 0 1 0	
14	5	0 0 0 0 1 0		44	⑤	0 0 0 1 0 0	*
15	3	0 0 1 0 0 0		45	3	0 0 1 0 0 0	
16	4	0 0 0 1 0 0		46	3	0 0 1 0 0 0	
17	4	0 0 0 1 0 0		47	2	0 1 0 0 0 0	
18	5	0 0 0 0 1 0		48	4	0 0 0 1 0 0	
19	4	0 0 0 1 0 0		49	②	0 0 1 0 0 0	*
20	3	0 0 1 0 0 0		50	3	0 0 1 0 0 0	
21	5	0 0 0 0 1 0		51	3	0 0 1 0 0 0	
22	5	0 0 0 0 1 0		52	4	0 0 0 1 0 0	
23	5	0 0 0 0 1 0		53	4	0 0 0 1 0 0	
24	4	0 0 0 1 0 0		54	3	0 0 1 0 0 0	
25	②	0 0 1 0 0 0	*	55	3	0 0 1 0 0 0	
26	3	0 0 1 0 0 0		56	4	0 0 0 1 0 0	
27	3	0 0 1 0 0 0		57	3	0 0 1 0 0 0	
28	4	0 0 0 1 0 0		58	4	0 0 0 1 0 0	
29	3	0 0 1 0 0 0		59	2	0 1 0 0 0 0	
30	4	0 0 0 1 0 0		60	2	0 1 0 0 0 0	
				61	5	0 0 0 0 1 0	

값에 따라 달라질 수 있다.

IV. 결론

한복지는 양복·양장지 혹은 일본의 화복지와는 다른 태를 가지고 있음에도 불구하고, 한복지의 태에 관한 연구는 많이 수행되지 않았으며, 국내외의 많은 연구자들은 주로 모직물에 관한 연구, 가공에 관한 연구, 역학특성과 직물구조 인자에 관한 연구 등이 많이 진행되어 왔다. 한복지 태에 관한 연구도 일본에서 사용한 방법을 그대로 도입하여 연구한 것이다. 따라서, 우리나라 고유 의복인 한복지의 태에 관한 연구는 더 다양한 각도에서 고찰되어야 할 필요가 있으며, 객관적인 평가를 위한 여러 가지 방법을 사용하여야 한다.

본 연구에서는 한복지의 태를 계량화할 목적으

로 표준화된 한복지 태의 형용어에 대한 기본태와 총합태에 대한 관능검사 결과와 KES-FB 시스템으로 계측된 한복지의 역학적 특성치들을 사용하여 상관분석을 수행한 후, 그 결과를 활용하여 인공신경회로망을 통한 분류를 수행하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 인공신경회로망에 입력으로 사용된 한복지의 역학적 특성치들에 대한 상관 분석 결과를 이용하여 순상관 또는 역상관 관계가 높은 파라미터들을 조합한 것으로, 많은 반복 실험을 줄일 수 있었으며, 각각의 기본태에 대한 적절한 입력 파라미터들의 수를 줄일 수 있었으며, 오차율도 감소시킬 수 있었다.
2. 인공 지능시스템으로 기본태를 판정한 결과 전문가의 판정과 비교하여 sleekness와 stiffness는 각각 3.3%, silky는 1.6%, roughness는 4.9%의 오차율을 나타냈고, 기

본태 전체에 대한 오차율은 13.1%로 나타났다. 지능시스템으로 총합태를 판정한 결과 전문가의 판정과 비교하여 9.83%의 오차율을 나타내어 비교적 좋은 결과를 얻었다.

본 연구를 통하여 인공신경망이 태의 계량화를 위한 도구로 사용될 수 있음을 보였다. 그러나 전문가 패널의 관능검사 결과에 약간의 차이가 있었으며, 사용된 신경회로망의 파라미터들에 대한 적절한 선택이 많은 반복 실험을 통한 실험적 결과이므로, 최적화된 파라미터라고 하기에는 아직 부족하다. 따라서, 전문가 패널의 관능검사 결과에 대한 신뢰성을 보다 많이 확보하고, 최적화된 파라미터의 도출에 대한 연구가 필요하다.

주제어 : 한복지, 기본태, 분류, 인공신경회로망

참고문헌

1. H. Binns(1926), The Discrimination of wool fabric by the sense touch, *Brit. J. Psychol.*, 16, 237-247.
2. F. T. Pierce(1930), The "Handle" of cloth as a measurable quantity, *J. Text. Inst.*, 21, T377-416.
3. 成秀光, 高在運, 權五敬(1989), 女子韓服地の 태에 관한 研究, *韓國纖維工學會誌*, 26, 6, 549-559.
4. 문명희, 최석철, 박정환(2001), 한복지 태의 계량화(I) - KES-FB 시스템에 의한, *한국섬유공학회지*, 38(12), 702-713.
5. 전봉수, 김민(1999), 신경망을 이용한 직물조직의 인식에 관한 연구, *韓國纖維工學會誌*, 36, 1, 64-73.
6. 김의화(1998), 인공신경망을 이용한 직물구김의 평가(II)-레이저 센서를 이용한 구김 측정, *韓國纖維工學會誌*, 35, 5, 321-328.
7. 박신웅(1997), 퍼지를 응용한 포의 태평가(II) - 여름용 폴리에스테르 직물에 대한 적용 -, *韓國纖維工學會誌*, 34, 2, 85-89.
8. 문명희, 최석철, 박정환(2002), 한복지 태의 계량화(II) - 지능시스템에 의한 태의 판정, *한국섬유공학회지*, 39(4), 493-502.
9. 川端李雄(1979), 風合い計量と規格化研究委員會の最近の研究活動, *纖維機械學會誌*, 32, 3.
10. 김대수(1994), 신경망 이론과 응용(I)(II), 하이테크정보.
11. 권영국(1996), 인간공학적 상품설계 21, 대영사.

(2002. 12. 3 접수; 2003. 2. 15 채택)