

신경망이론을 이용한 폴리우레탄 코팅포 촉감의 예측

이정순*, 신혜원

충남대학교 의류학과*, 동국대학교 가정교육과

Using Neural Networks to Predict the Sense of Touch of Polyurethane Coated Fabrics

Jung Soon Lee, Hye Won Shin

Dept. of Clothing and Textiles, Chungnam National University

Dept. of Home Economics Education, Dongguk University

요약

폴리우레탄 코팅포의 촉감을 예측하기 위하여 신경망 이론이 사용되었다. 본 연구에서는 Neural Connection의 MLP(Multi Layer Perceptron)를 신경망 분석에 사용하였으며, 학습 알고리즘은 백프로파게이션(Backpropagation)을 이용하였다. 사용된 변수는 KES-FB시스템에서 측정된 17가지 역학적 특성치를 설명변수, 촉감치를 목표변수로 하였다. 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망 모델을 찾기 위해, 은닉층의 노드수를 8에서 34로 변화시켜 보았다. 또한 MLP적용함수로 선형함수, 비선형 시그모이드함수, 탄젠트 함수를 사용하여 목표변수를 예측하여 모형의 정확도를 살펴보았다. 구축된 신경망모델은 17가지 역학적특성치 자료를 이용하여 학습되었으며 학습 완료 후 학습에 사용되지 않은 시료를 시스템에 적용하여 학습된 신경망 시스템이 촉감을 평가하게 한 후 주관적으로 평가된 촉감치와 비교하여 본 시스템의 판단의 정확성을 평가하도록 하였다. 은닉층의 노드수와 MLP적용함수는 촉감예측에 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 촉감 예측에 가장 적절한 모형은 MLP 적용함수가 탄젠트 함수이고 노드수가 22인 것으로 나타났다. 신경망을 통한 폴리우레탄 코팅포의 촉감 예측력은 선행연구에서 이용된 통계적 방법보다 높게 나타나 폴리우레탄 코팅포의 촉감예측에 신경망의 이용은 효과적인 것으로 밝혀졌다

Keyword : 폴리우레탄 코팅포, 촉감, MLP(Multi Layer Perceptron), 백프로파게이션

1. 서론

촉감에 관련된 특성치의 객관적인 정량화는 초기에는 촉감에 관련된 굵힘특성이나 전단특

성 각각에 대한 단편적인 물리적 특성을 통하여 이루어졌다. 1970년대에 Kawabata등의 연구를 중심으로 직물의 역학량과 관능량의 관계

를 나타내는 KES system이 개발되었는데¹⁾, 이것은 통계학적인 개념을 사용하여 물리적 특성치에 대한 테스트의 관능량을 정량적으로 평가한다. 그러나 통계학적인 기법은 직물의 촉감과 물리적인 특성간의 관계를 밝히는데, 변수들이 비선형적이고, 많은 변수가 내재되어 있기 때문에 해석하기가 다소 어렵다. 한편, 신경망분석은 비선형의 자료와 설명변수간의 교호작용이 발생하는 자료의 예측과 분류에 적용할 수 있는 장점을 갖고 있기 때문에 기존의 통계학적인 방법보다 더 적절하다고 볼 수 있다²⁾. 인공 신경망은 인간두뇌의 뉴런(Neuron)과 시냅스를 모방하여 각각의 단계별 노드를 연결하여 분석하는 기법으로 전체 뉴런들의 일련의 활동 즉 학습(Learning)을 모방한 것이다. 신경망이론은 자료에 숨겨진 패턴 혹은 지식을 찾아내는 지능적인 자료 분석법으로, 새로운 알고리즘과 컴퓨터의 계산속도의 비약적인 발전과 더불어 점차로 그 응용분야가 넓어지고 있으며, 최근 섬유학 분야에서도 그 응용분야가 점차 늘어나고 있다.^{3) 10)}

본 연구에서는 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 예측하기 위하여 신경망 이론을 사용되었다. KES시스템에서 측정된 17가지 역학적 특성치를 설명변수(입력층의 입력자료)로 하여 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망 모델을 찾기 위해, 은닉층의 노드수를 8에서 34로 변화시켜 보았으며, MLP적용함수를 선형함수, 비선형 시그모이드함수, 탄젠트 함수로 변화시켜 목표변수를 예측하여 모형의 정확도를 살펴보았다. 구축된 신경망모델은 17가지 역학적특성치 자료를 이용하여 학습되었으며 학습 완료 후 학습에 사용되지 않은 시료를 시스템에 적용하여, 학습된 신경망 시스템으로 촉감을 평가하게 한 후 주관적으로 평가된 촉감치와 비교하여 본 시스템의 정확성을 평가하도록 하였으며, 선행연구¹¹⁾에서 이용된 통계적 방법과 비교

하였다.

2. 연구방법

2-1. 시료

본 실험에 사용된 시료는 33종의 인조피혁으로, 선행연구¹¹⁾에서 주관적 촉감예측식 개발에 사용된 29종의 인조피혁을 학습용 시료로 사용하였고 예측식의 평가에 사용된 4종의 인조피혁을 검정자료로 사용하였다.

2-2. 인조피혁의 역학적 특성치

시료의 역학적 특성치는 KES-FB시험기를¹⁾ 사용하여, 인장특성, 굽힘특성, 전단특성, 압축특성, 표면특성 및 두께와 중량의 6개 역학적 특성 항목에 대하여 EM을 포함한 17개의 특성치를 표준조건에서 측정하였다. 신경망 분석에 사용된 33종의 인조피혁의 역학적 특성치는 Table 1과 같다.

2-3. 촉감의 주관적 평가방법

선행연구¹¹⁾에서 얻어진 인조피혁의 주관적 촉감치를 그대로 사용하였다.

2-4. 신경망모델의 구성과 원리

본 연구에서는 Neural Connection¹²⁾의 MLP (Multi Layer Perceptron)를 신경망 분석에 사용하였다. Neural Connection은 신경망 분석을 해 줄 수 있는 자동화된 패키지 프로그램으로 MLP의 활성화함수로 선형함수, 시그모이드함수, 탄젠트 함수를 사용하여 예측할 수 있도록 되어있다. MLP(Multi Layer Perceptron)란 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층이란 중간층이 존재하는 다층으로 이루어진 구조로, 입력층의 각 유닛에게 입력패턴을 주면, 각 유닛에서 변환되어 중간층에 전달되고, 최후로 출력층에서 출력되는 대표적인 신경망 알고리즘이다. MLP의 학습방법은

백프로파게이션(Backpropagation)으로, 학습을 한 뒤 새로운 입력유닛에 대하여 학습된 패턴에 의하여 예측 분류의 결과를 알려준다. 백프로파게이션 학습이란 층에서 출력값과 기대값의 비교후 차이를 줄이도록 연결강도를 조절하고 다시 반복하는 작업을 정지규칙에 도달할때까지 반복하여 학습하는 것을 말한다. 본 연구에서 사용된 신경망모델의 구성을 Figure 1에 나타내었다. Neural Connection에서 모형 위상은 Table 1. 신경망 분석에 사용된 인코더의 역학적 특성치

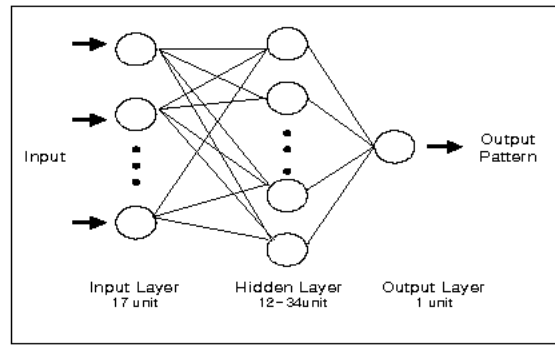


Figure 1. 촉감 예측을 위한 신경망 구조

No	logRM	logL1	logWT	RT	logD	log2ID	logMID	logMID	logSMI	σ	log2IC	log2IG	logIA	logWV	R	logT	logW
1	.85	.12	1.17	52.000	.38	1.03	.70	2.23	.02	-1.500	.58	.72	.27	.55	50.5	.05	1.25
2	.67	.21	.87	48.400	.83	1.07	.83	2.03	.28	3.790	.68	.72	.32	1.28	58.9	.11	1.27
3	.11	.38	.73	52.600	.16	.11	1.05	2.16	.51	5.090	1.11	1.11	.38	1.07	45.6	.38	1.68
4	.73	.16	.63	52.700	.71	.63	.63	1.35	.15	3.190	.90	.88	.35	.72	48.3	.16	1.38
5	1.28	.32	1.08	41.200	.72	1.02	.62	1.63	.23	-1.700	.73	.71	.29	1.18	57.7	.27	1.28
6	1.26	.38	1.58	57.300	.59	.68	1.00	2.31	.11	3.330	.96	.75	.30	.79	57.0	.09	1.53
7	1.08	.37	1.12	51.400	.28	.59	.63	2.11	.18	-1.890	.75	.78	.33	.61	57.0	.38	1.19
8	1.31	.38	1.63	29.100	.38	.59	.59	1.37	.67	-1.190	.83	.77	.21	.35	53.3	.18	1.35
9	1.38	.11	1.63	25.400	1.11	1.25	.85	2.28	.13	2.910	.63	.57	.22	1.18	60.3	.30	1.28
10	.51	.63	.32	63.100	1.32	1.35	.51	1.53	.33	-1.190	.63	.72	.11	1.53	59.2	.68	1.63
11	1.13	.35	1.18	48.400	1.31	1.13	.82	2.13	.51	3.080	.73	.65	.32	1.59	87.0	.12	1.12
12	.83	.11	1.13	41.000	.21	.30	.33	2.28	.35	5.040	.83	.91	.22	.63	56.8	.33	1.33
13	1.08	.63	1.57	41.500	.37	1.18	.35	2.16	.58	-1.190	.83	.80	.18	1.28	53.3	.11	1.18
14	.63	.37	1.03	63.700	.28	.20	.73	2.07	.21	6.650	1.07	1.03	.31	.61	53.3	.00	1.33
15	.85	.16	1.13	47.900	.16	.16	.87	2.27	.11	5.290	.36	.35	.31	.17	52.6	.31	1.33
16	.72	.12	1.00	51.300	.60	.58	.37	2.23	.31	-1.920	.81	.53	.25	.11	50.7	.01	1.33
17	.16	.33	.81	61.800	.63	.79	1.37	2.13	.61	6.180	1.03	1.03	.33	1.21	55.3	.12	1.18
18	.81	.38	1.13	59.000	.58	.63	1.02	2.35	.65	-1.590	.83	.85	.32	.71	60.3	.15	1.38
19	.88	.12	1.16	63.300	.53	.51	.85	2.16	.25	5.840	.77	1.05	.21	.22	53.0	.27	1.17
20	.63	.11	.32	62.300	.85	1.16	.31	1.32	.17	-1.790	.76	.67	.16	1.11	55.8	.38	1.18
21	.76	.33	1.08	50.200	.16	.13	1.12	2.17	.16	-1.590	1.01	.91	.33	.75	60.1	.18	1.38
22	.61	.11	.31	56.000	.75	.31	.51	1.17	.17	5.250	.85	.81	.18	1.11	51.3	.13	1.18
23	.91	.18	1.11	42.600	.52	.63	.33	2.20	.63	1.610	.12	.63	.11	.31	59.2	.12	1.11
24	.91	.11	1.25	51.000	1.16	1.32	1.03	2.00	.22	-1.010	.63	.72	.25	1.35	61.5	.16	1.68
25	1.32	.35	1.73	78.900	1.63	1.37	.77	1.38	.33	3.480	.51	.18	.19	1.32	62.8	.57	.33
26	.90	.16	1.13	60.600	.11	.32	.88	2.28	.31	-1.790	.72	.75	.38	.71	52.8	.02	1.68
27	1.17	.32	1.53	41.000	1.39	1.25	.83	2.31	.62	2.730	.72	.63	.35	.71	45.3	.16	1.33
28	.80	.35	1.11	51.300	.68	.82	.87	2.27	.17	5.290	.81	.87	.29	.53	49.6	.33	1.27
29	.98	.37	1.32	47.700	.61	.68	.79	2.18	.15	5.340	.88	.88	.25	.71	52.3	.35	1.27
30	.81	.63	1.22	51.370	.73	.33	.17	1.61	.33	2.970	.51	.57	.31	.53	56.7	.68	1.13
31	1.37	.00	1.79	50.700	.83	.33	.63	1.83	.51	1.820	.38	.31	.25	1.12	61.2	.23	1.23
32	.71	.16	1.61	89.570	.73	.33	.82	1.81	.33	2.590	.53	.13	.11	1.15	56.9	.38	1.13
33	1.32	.16	1.57	34.970	.79	.77	.17	1.38	.21	1.570	.30	.27	.18	1.61	62.5	.31	1.52

Figure

2 정된 17가지 역학적 특성치를 설명변수(입력층의 입력자료)로 하고, 촉감치를 목표변수(출력층의 출력자료)로 하였다. 은닉층의 노드수를 8에서 34로 변화시키고, MLP 적용 함수를 선형 함수, 비선형 시그모이드 함수, 탄젠트 함수를 사용하여 목표변수를 예측하여 모형의 정확도를 살펴보았다. 구축된 신경망모델은 17가지 역학적 특성치 자

료를 이용하여 학습되었으며 학습완료 후 학습에 사용되지 않은 시료를 시스템에 적용

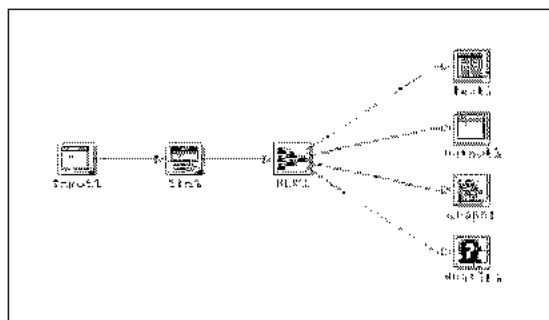


Figure 2. Neural Connection에서 모형 위상

여 학습된 신경망 시스템이 촉감을 평가하게 한 후, 주관적으로 평가된 촉감치와 비교하여 본 시스템의 판단의 정확성을 평가하도록 하였으며 기존의 통계적 방법과 비교하였다.

3. 결과

1) 신경망을 이용한 촉감의 예측

폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망 모델을 찾기 위해, 은닉층의 노드수를 8에서 34로 변화시키면서 촉감예측에 미치는 영향을 살펴보았다. 또한 MLP 적용함수를 선형함수, 비선형 시그모이드함수, 탄젠트함수를 사용하여 목표변수를 예측하고, 모형의 정확도를 살펴보았다. Figure3과 4는 MLP적용함수와 node수에 따른 Mean absolute와 RMS error를 나타낸 것이다. Mean absolute는 예측값과 실제값의 차이를 절대값의 형식으로 표현한 것으로 Mean absolute와 RMS error 값을 통하여, 실행된 신경망분석의 정확성을 확인할 수 있다. 노드수 28과 32를 제외하고는 탄젠트함수에서 Mean absolute와 RMS error가 적게 나타나 MLP 적용함수는 탄젠트 함수가 본 연구에서 촉감 예측모형의 정확성을 나타내는 것을 알 수 있다. 탄젠트 함수의 적용에서 Mean absolute(0.5이하)와 RMS error(0.6이하)가 낮은 값을 보이는 노드수는 12, 16, 22, 26, 30, 34 였으며 노드수 22에서 가장 적은 Mean absolute

와 RMS error값을 보여 촉감 예측에 가장 적절한 모형은 MLP 적용함수가 탄젠트 함수이고 노드수가 22인 것으로 나타났다.

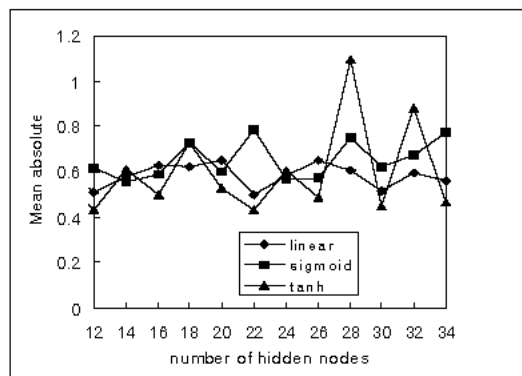


Figure 3. MLP적용함수와 node수의 영향

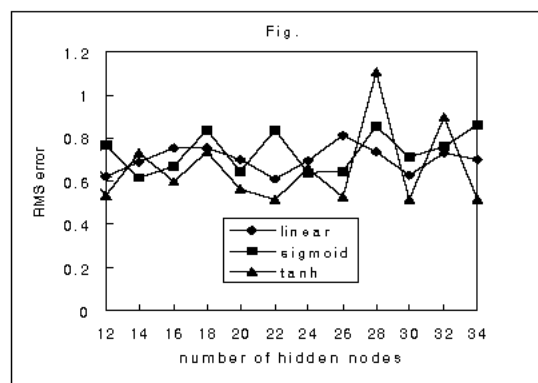


Figure 4. node 수에 따른 RMS error

Table 2는 다양한 신경망 모델에서 얻어진 촉감 예측치를 나타낸 것이다. 가장 적절한 모형으로 평가된 MLP 적용함수가 탄젠트 함수이고 노드수가 22일 때 촉감 예측치는, 주관적 촉감치가 4.38인 시료를 3.9254로, 4.8인 시료를 3.97762로 5.46인 시료를 5.6265로 3.42인 시료를 3.36909로 각각 예측하였다.

Table 2. 신경망 모델에서의 촉감 예측치

촉감 예측치	number of nodes	test sample1	test sample2	test sample3	test sample4
linear	8	4.0636	4.0802	4.14565	3.68225
	10	4.2247	4.10365	4.18405	3.75340
	12	4.3798	4.32623	4.45275	3.97129
	14	4.2667	4.20722	4.31731	3.88901
	16	4.1504	4.23043	4.14730	3.81223
	18	4.1959	4.17485	4.15467	3.78542
	20	5.0413	4.44553	4.92221	4.46816
	22	4.3837	4.45123	4.17958	3.9818
	24	4.1893	4.16349	4.28712	3.7422
	26	4.1656	4.1768	4.01378	3.78860
	28	4.1375	4.24168	4.1687	3.7421
	30	4.4117	4.35199	4.42568	3.96252
	32	4.2237	4.29399	4.1844	3.8600
	34	4.2816	4.28982	4.22779	3.82863
sigmoid	8	4.4199	4.57760	4.57739	4.49145
	10	4.0568	3.78631	4.86767	3.71712
	12	3.8487	3.86709	4.67417	3.63413
	14	4.0256	3.82242	4.88251	3.74033
	16	4.4571	3.9340	4.8363	4.21353
	18	3.6522	3.55283	4.63261	3.31133
	20	4.6019	3.9508	4.80184	4.09774
	22	3.3026	3.79677	4.76915	3.04957
	24	3.7965	3.88694	4.802	3.53641
	26	3.6813	3.93807	4.80555	3.49023
	28	3.5926	3.56177	4.69331	3.28843
	30	3.7829	3.81446	4.63031	3.49691
	32	3.6190	3.65468	4.82898	3.26926
	34	3.5615	3.5873	4.5672	3.25787
tanh	8	4.9229	3.51001	5.03564	3.99237
	10	3.8150	3.58257	5.02657	3.30338
	12	3.9656	3.92612	5.03179	3.40157
	14	3.7858	3.63849	4.81558	3.36498
	16	4.0894	3.73489	5.06535	3.66202
	18	5.0385	4.0584	4.84838	4.26781
	20	4.1655	4.03925	4.83958	3.92939
	22	3.9254	3.97762	5.06265	3.36909
	24	3.7136	3.80484	5.03952	3.07634
	26	4.0265	3.97509	4.97865	3.70091
	28	3.1418	3.67303	4.26263	2.60298
	30	3.8967	4.08697	4.89298	3.44032
	32	3.3689	3.94244	4.40351	2.82447
	34	3.9548	4.13036	4.81261	3.53394

2) 선행연구에서 이용된 통계방법과 신경망에 의한 방법의 비교

Figure 5에 신경망 모델을 이용한 촉감의 예측도와 선행연구에서 이용된 다중회귀분석에 의한 촉감의 예측도를 비교하였다. 신경망 모델을 이용한 촉감의 예측도와

다중회귀분석에 의한 촉감의 예측도를 비교하기 위하여 주관적 촉감 예측식 개발에 사용된 29종의 폴리우레탄 코팅포를 학습용 시료로 사용하였고 예측식의 평가에 사용된 4종의 폴리우레탄 코팅포를 검정자료로 사용하여, 실제 측정된 주관적 촉감평가치와 다중회귀분석을 통한 촉감 예측치 간의 상관계수를 비교하였다. 주관적 평가치와 다중회귀분석을 통한 주관적 촉감 예측치와의 상관계수는 0.842, 주관적 평가치와 신경망을 통한 폴리우레탄 코팅포의 촉감 예측치간의 상관계수는 0.935로 더 높게 나타났다. 신경망을 이용한 폴리우레탄 코팅포의 촉감 예측력은 기존의 통계적 방법보다 높게 효과적임을 알 수 있었다.

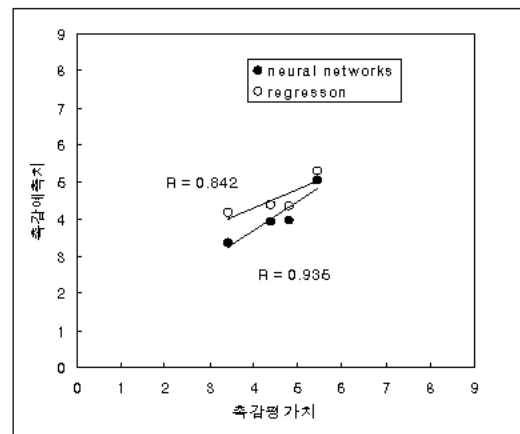


Figure 5. 신경망 모델을 이용한 촉감의 예측도

4. 결론

본 연구에서는 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 예측하기 위하여 신경망 이론이 이용되었다. Neural Connection의 MLP(Multi Layer Perceptron)를 신경망 분석에 사용하였으며, 학습알고리즘은 백프로파게이션(Backpropagation)을 이용하였다. 실험에 사용된 시료는 33종의 폴리우레탄 코팅포로, 사용된 변수는 KES시스템에서 측정된 17가지 역학적 특성치를 설명변수로 하고, 주관적 촉감치를 각각 목표변수로 하였다. 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망 모델을 찾기 위해, 은닉층의 노드수를 변화시켜 보았으며, MLP적용함수를 선형함수, 비선형 시그모이드함수, 탄젠트

함수로 변화시켜 목표변수를 예측하여 모형의 정확도를 살펴보았다. 얻어진 결과는 실험연구에서 사용된 통계적 방법과 비교해 보았다. 이상의 연구로부터, 은닉층의 노드수와 MLP적용함수는 촉감예측에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 촉감 예측에 가장 적절한 모형은 MLP 적용함수가 탄젠트 함수이고 노드수가 22 일 때 였으며, 신경망을 통한 폴리아우레탄 코팅포의 촉감 예측력은 실험연구의 통계적 방법보다 높게 나타나 폴리아우레탄 코팅포의 촉감예측에 신경망의 이용은 효과적임 것으로 밝혀졌다

참고문헌

1. Kawabata, S., The Standardization and Analysis of Hand Evaluation 2nd ed, The Hand Evaluation and Standardization Committee, 1980
2. John Hertz, Anders and Richard G. Palmer, Introduction to The Theory of Neural Computation. Addison Wesley, 1991
3. Yoshió S., Akiniri F., Takao F., Kazuya S., Atsuo K. and Akihiro M., Development of Senatic Color-generating System for Garment Design, *Seni Gakkashi*, 48(5), 240-245, 1992
4. Warren J. J. and Eva T. K., Using Neural Networks and NIR Spectrophotometry to Identify Fibers, *Textile Res. J.*, 64(8), 444-448, 1994
5. Cheng L. and Adams D. L., Yarn Strength Prediction Using Neutal Networks, *Textile Res. J.*, 65, 495-500, 1995
6. Furnio T., Mitsunori K., Hiroyuki A. and Tsutomu S., Fabric Image Production System Taking Account into Human Feeling, *Kansei Engineering International*, 1(1), 33-40, 1999
7. Y. G. Hwang, S. W. Park and B. C. Kang, Applying Fuzzy Logic and Neural Networks to Total Hand Evaluation for Knitted Fabrics, *Proceedings The 5th Asian Textile Conference Koyto Japan*, 340-343, 1999
8. R.H. Gong and Y. Chen, Predicting the Performance of Fabrics in Garment Manufacturing with Artificial Neural

Networks, Textile Res. J., 69(7), 477-482, 1999

9. 전봉수, 김민, 신경망을 이용한 직물조직의 인식에 관한 연구, *한국섬유공학회지*, 36(1), 64-73, 1999

10. 구현진, 상복훈, 정성훈, 이준환, 직물의 칼라패턴에 관한 객관적 평가, *한국섬유공학회 춘계학술발표회 논문집*, 34(1), 237-242, 2001

11. 10. 신혜원, 이정순, 인조피혁의 촉감 및 선호도-주관적 평가-, *한국의류학회지*, 23(4), 541-550, 1999

12. SPSS Inc., *Neural Connection[®] 2.0 User's Guide*, 1997