

신경망이론을 이용한 폴리우레탄 코팅포 촉감의 예측 Using Neural Networks to Predict the Sense of Touch of Polyurethane Coated Fabrics

충남대학교 의류학과, 동국대학교 가정교육과
이 정 순 · 신 혜 원

Dept. of Clothing and Textiles, Chungnam National University
Dept. of Home Economics Education, Dongguk University

Jung Soon Lee · Hye Won Shin

(2001. 8. 2 접수)

Abstract

Neural networks are used to predict the sense of touch of polyurethane coated fabrics. In this study, we used the multi layer perceptron (MLP) neural networks in Neural Connection. The learning algorithm for neural networks is back-propagation algorithm. We used 29 polyurethane coated fabrics to train the neural networks and 4 samples to test the neural networks. Input variables are 17 mechanical properties measured with KES-FB system, and output variable is the sense of touch of polyurethane coated fabrics. The influence of MLP function, the number of hidden layers, and the number of hidden nodes on the prediction accuracy is investigated.

The results were as follows:

MLP function, the number of hidden layer and the number of hidden nodes have some influence on the prediction accuracy. In this work, tangent function, the architecture of the double hidden layers and the 24-12-hidden nodes has the best prediction accuracy with the lowest RMS error. Using the neural networks to predict the sense of touch of polyurethane coated fabrics has better prediction accuracy than regression approach used in our previous study.

Key words: polyurethane coated fabric, the sense of touch, neural networks, MLP(Multi Layer Perceptron); 폴리우레탄 코팅포, 촉감, 신경망, MLP(Multi Layer Perceptron)

I. 서 론

촉감에 관련된 특성치의 객관적인 정량화는 초기에
는 촉감에 관련된 굽힘특성이나 전단특성 각각에 대
한 단편적인 물리적 특성을 통하여 이루어졌다. 1970
년대에 Kawabata 등의 연구자를 중심으로 직물의 역학
량과 관능량의 관계를 나타내는 KES system이 개발되
었는데¹⁾, 이것은 다변량해석법에 속하는 회귀분석법,

인자분석법, 판별함수 같은 통계학적인 개념을 사용
하여 물리적 특성치에 대한 태의 관능량을 정량적으
로 평가한다.

그러나 지금까지 태의 객관적인 평가에 주로 이용
된 통계학적인 기법은 직물의 촉감과 물리적인 특성
간의 관계를 밝히는데, 변수들이 비 선형적일 뿐만 아
니라 많은 변수가 내재되어 있기 때문에 해석하기가
다소 어려운 점이 있다.

한편 최근에는 퍼지이론이나 신경망이론 등을 응용

하여 사람의 지능과 유사하게 판단, 분석이 가능한 시스템이 개발되어 활용되고 있다. 그 중 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, 통계학적으로 해석하기 어려운 비 선형성에 적용할 수 있는 장점을 갖고 있어 기존의 통계학적인 방법보다 더 적절한 자료분석법이라고 볼 수 있다²⁾. 또한 신경망이론은 새로운 알고리즘과 컴퓨터의 계산속도의 비약적인 발전과 더불어 점차로 그 응용분야가 넓어지고 있으며, 최근 섬유학분야에서도 응용사례가 점차 늘어나고 있다³⁾⁴⁾. 특히 신경망분석은 비 선형의 자료와 설명변수간의 교호작용이 발생하는 자료의 예측과 분류에 적용할 수 있는 장점을 갖고 있기 때문에 직물의 촉감과 물리적 특성간의 관계에서와 같이 비 선형적이고, 포함된 변수가 복잡한 시스템에 응용할 경우 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 예상된다. 그러므로 촉감의 객관적 평가에도 기존의 통계적 방법 외에 신경망이론을 도입해 기존의 방법과 비교해 볼 필요가 있다.

따라서 본 연구에서는 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 신경망 이론을 적용하여 예측해 보았다. 즉, KES-FB시스템에서 측정된 17가지 역학적 특성치로부터 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망

모델을 찾아보고, 이를 선행연구¹⁾에서 이용된 통계적인 방법과의 비교를 통해 폴리우레탄 코팅포의 촉감예측에 신경망이론의 활용가능성을 확인하고자 하였다.

II. 연구방법

1. 시료

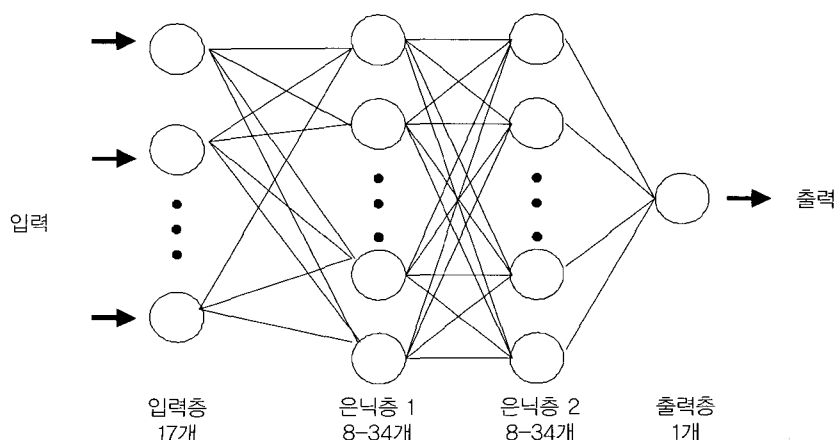
본 실험에 사용된 시료는 33종의 인조피혁으로, 선행연구¹⁾에서 주관적 촉감 예측식 개발에 사용된 29종의 인조피혁을 학습용 시료로 사용하였고, 주관적 촉감 예측식의 평가에 사용된 4종의 인조피혁을 검증자료로 사용하였다. 검증자료로 사용된 4종의 시료는 표 1에서 시료번호 30~33이었다.

2. 인조피혁의 역학적 특성치

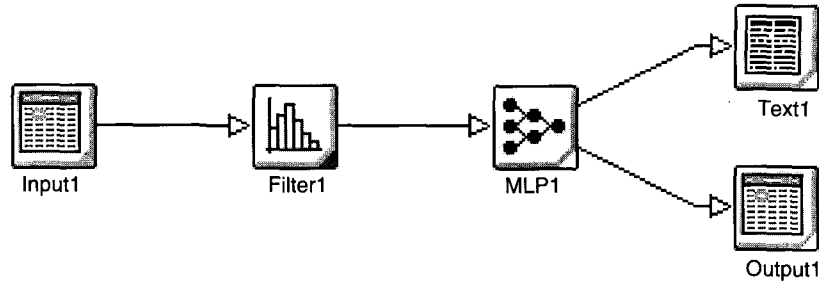
시료의 역학적 특성치는 KES-FB시험기¹⁾를 사용하여, 인장특성, 굽힘특성, 전단특성, 압축특성, 표면특성 및 두께와 중량의 6개 역학적 특성 항목에 대하여 EM을 포함한 17개의 특성치를 표준조건에서 측정하였다. 신경망분석에 사용된 33종 인조피혁의 역학적 특성치는 <표 1>과 같다.

3. 촉감의 주관적 평가방법

선행연구¹⁾에서 얻어진 인조피혁의 주관적 촉감치를 그대로 사용하였다.



[그림 1] 촉감예측을 위한 신경망구조



[그림 2] Neural Connection에서 모형 위상

<표 1> 신경망 분석에 사용된 인조피혁의 역학적 특성치

No	logEM	logLT	logWT	RT	logB	logHB	logMIU	logMMD	logSMD	G	logHG	logHG5	logLC	logWC	RC	logT	logW
1	.85	-.12	1.17	52.000	-.98	-1.06	-.70	-2.23	.02	4.590	.58	.72	-.27	-.55	50.5	-.05	1.25
2	.67	-.21	.87	38.400	-.83	-1.07	-.89	-2.09	.28	3.760	.68	.72	-.32	-1.28	58.9	-.41	1.27
3	.41	-.08	.73	52.600	-.16	-.14	-1.05	-2.16	.54	5.090	1.11	1.11	-.38	-1.07	45.6	-.08	1.68
4	.73	-.16	.99	32.700	-.74	-.66	-.66	-1.95	.45	3.460	.90	.88	-.35	-.72	48.3	-.16	1.38
5	1.26	-.02	1.66	43.200	-.72	-1.02	-.62	-1.69	.23	4.300	.79	.71	-.29	-1.18	57.7	-.27	1.28
6	1.26	-.08	1.58	37.300	-.59	-.68	-1.00	-2.31	.11	3.330	.96	.75	-.30	-.79	57.0	-.09	1.53
7	1.08	-.07	1.42	51.400	-.29	-.50	-.63	-2.11	.18	4.860	.75	.78	-.33	-.91	57.0	-.08	1.40
8	1.31	-.08	1.63	29.100	-.38	-.59	-.59	-1.97	.07	4.160	.83	.77	-.21	-.95	53.3	-.18	1.35
9	1.38	-.11	1.66	25.400	-1.11	-1.25	-.85	-2.28	.19	2.910	.69	.57	-.22	-1.18	60.3	-.30	1.28
10	.51	.00	.92	66.100	-1.02	-1.35	-.54	-1.56	.36	4.180	.69	.72	-.14	-1.59	50.2	-.68	1.09
11	1.13	-.05	1.48	48.400	-1.34	-1.43	-.82	-2.13	.54	3.080	.73	.65	.32	-1.59	87.0	-.42	1.12
12	.83	-.11	1.13	44.000	-.24	-.30	-.93	-2.28	.35	5.040	.89	.94	-.22	-.69	56.8	-.03	1.39
13	1.08	.06	1.57	43.500	-.97	-1.18	-.95	-2.10	.58	4.410	.89	.81	-.18	-1.28	53.3	-.44	1.18
14	.69	-.07	1.03	49.700	-.28	-.20	-.73	-2.07	.24	6.650	1.07	1.06	-.34	-.61	53.3	.00	1.39
15	.85	-.10	1.19	47.900	-.49	-.46	-.87	-2.27	.11	5.260	.96	.95	-.31	-.47	52.6	-.01	1.39
16	.72	-.12	1.00	51.300	-.60	-.58	-.97	-2.23	.34	4.620	.84	.79	-.25	-.44	50.7	-.01	1.39
17	.49	-.09	.81	61.800	-.66	-.76	-1.07	-2.16	.04	6.180	1.03	1.00	-.39	-1.24	55.4	-.42	1.18
18	.81	-.08	1.13	50.000	-.58	-.66	-1.02	-2.35	.05	4.530	.89	.85	-.32	-.74	60.3	-.15	1.38
19	.88	-.12	1.16	49.300	-.59	-.34	-.85	-2.10	.25	5.840	.77	1.05	-.21	-.22	53.0	.27	1.47
20	.63	-.11	.92	62.300	-.85	-1.10	-.91	-1.92	.17	4.370	.70	.67	-.46	-1.11	55.8	-.38	1.18
21	.76	-.09	1.08	50.200	-.49	-.43	-1.12	-2.17	.10	4.580	1.04	.91	-.33	-.75	60.1	-.18	1.38
22	.61	-.11	.91	59.000	-.75	-.94	-.51	-1.47	.17	5.250	.85	.81	-.48	-1.14	51.3	-.43	1.18
23	.94	-.18	1.14	42.600	-.52	-.60	-.99	-2.20	.00	1.610	.42	.60	-.14	-.94	50.2	.12	1.41
24	.94	-.11	1.25	54.000	-1.10	-1.32	-1.06	-2.00	.22	4.010	.69	.72	-.25	-1.35	61.5	-.40	1.08
25	1.32	.05	1.79	38.900	-1.69	-1.97	-.77	-1.98	.33	3.480	.54	.48	-.19	-1.32	62.8	-.57	.93
26	.90	-.16	1.13	40.600	-.14	-.32	-.88	-2.28	-.31	4.790	.72	.75	-.38	-.74	52.8	.02	1.68
27	1.17	-.02	1.53	43.000	-1.30	-1.29	-.80	-2.31	-.02	2.730	.72	.63	-.35	-.74	45.4	-.16	1.33
28	.80	-.05	1.14	51.300	-.68	-.82	-.87	-2.27	-.17	5.230	.84	.87	-.29	-.53	49.6	-.03	1.27
29	.98	-.07	1.32	47.700	-.61	-.68	-.70	-2.18	-.15	5.340	.88	.88	-.25	-.71	52.3	-.05	1.27
30	.81	.00	1.22	51.370	-.73	-.93	-.17	-1.61	.39	2.670	.51	.57	-.31	-.59	56.7	-.08	1.19
31	1.37	.00	1.70	30.500	-.89	-.99	-.66	-1.86	.51	1.820	.38	.31	-.25	-1.12	64.2	-.23	1.26
32	.74	-.10	1.04	83.570	-.76	-.96	-.82	-1.81	.33	2.590	.53	.49	-.44	-1.15	56.9	-.38	1.19
33	1.32	-.16	1.57	34.970	-.70	-.77	-.47	-1.98	.21	1.570	.30	.27	-.18	-1.04	62.5	-.04	1.52

4. 신경망모델의 구성

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 다층구조로, 입력층의 각 유닛에게 입력 패턴을 주면, 각 유닛에서 변환되어 중간층에 전달되고, 최후로 출력층에서 출력되는 대표적인 신경망 알고리즘이다. MLP의 학습방법은 백-프로파게이션(Back-propagation)으로, 학습을 한 뒤 새로운 입력유닛에 대하여 학습된 패턴에 의하여 예측 분류의 결과를 알려준다. 백프로파게이션 학습이란 층에서 출력값과 기대값의 비교 후 차이를 줄이도록 연결강도를 조절하고 다시 반복하는 작업을 정지규칙에 도달할 때까지 반복하여 학습하는 것을 말한다. 본 연구에서 사용된 신경망모델의 구성을[그림 1]에 나타내었고, Neural Connection에서 모형 위상은[그림 2]와 같다.

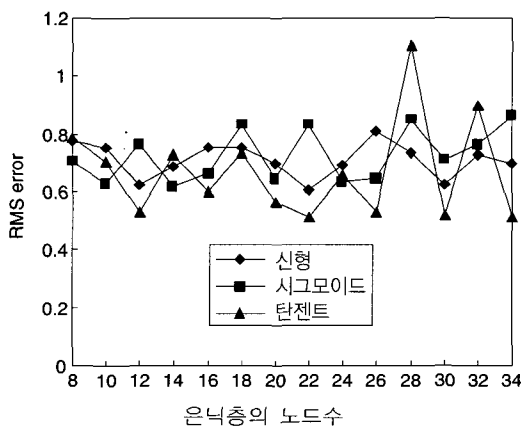
사용된 변수는 KES-FB시스템에서 측정된 17가지 역학적 특성치를 설명변수(입력층의 입력자료)로 하고, 촉감치를 목표변수(출력층의 출력자료)로 하였다. MLP적용함수는 선형함수, 시그모이드함수, 탄젠트함

수를 모두 적용하였다. 은닉층의 수는 1개와 2개로 나누어 살펴보았는데, 은닉층이 1개일 때 노드 수는 입력 변수인 17가지 역학적 특성치의 반수인 8에서 배수인 34까지 2개 간격으로 변화시키며 살펴보았고, 은닉층의 수가 2개일 때 첫 번째 은닉층의 노드 수는 은닉층이 1개일 때와 동일하게 8에서 34까지 변화시키고 두 번째 은닉층의 노드 수는 첫 번째 은닉층 노드 수와 동일한 경우와 일반적으로 많이 사용되어지는 반으로 줄인 경우로 나누어서 살펴보았다. 구축된 신경망 모델은 29개 시료의 17가지 역학적 특성치 자료를 이용하여 학습되었으며 학습에 사용되지 않은 4개 시료를 시스템에 적용하여 학습된 신경망 시스템이 촉감을 평가하게 한 후 주관적으로 평가된 촉감치와 비교하여 RMS error와 Mean absolute 값을 통해 본 시스템의 판단의 정확성을 평가하도록 하였으며, 또한 기존의 통계적 방법과 비교하였다.

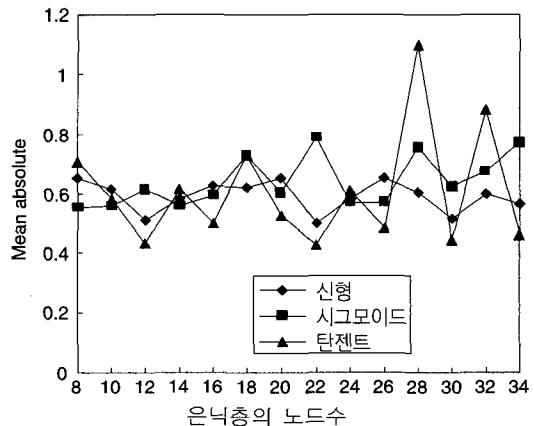
III. 결 과

1. 신경망을 이용한 촉감의 예측

폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망 모델을 찾기 위해, MLP 적용함수, 은닉층의 수, 은닉층의 노드수를 달리하여 목표변수를 예측하고, 모형의 정확도를 살펴보았다. 은닉층의 수는 1개일 때와 2개일 때를 살펴보았으며, 은닉층의 노드수는



[그림 3] MLP 적용함수별 노드수에 따른 RMS error



[그림 4] MLP 적용함수별 노드수에 따른 Mean absolute

8에서 34로 변화시켜 보았다. 또한 MLP 적용함수는 선형함수, 시그모이드함수, 탄젠트 함수를 사용하여 촉감예측에 미치는 영향을 살펴보았다.

1) MLP적용함수와 node수의 영향

[그림 3]과 [그림 4]는 은닉층의 수가 1개일 때, MLP 적용함수별로 노드 수에 따른 RMS error와 Mean absolute를 나타낸 것이다. RMS error와 Mean absolute의 값은 유사한 경향을 나타내었다. RMS error는 Mean absolute와 Mean absolute의 백분율 값을 토대로 얻어진 모형의 정확도를 나타낸 것이고, Mean absolute는 예측값과 실제값의 차이를 절대값의 형식으로 표현한 것이다. 따라서 RMS error와 Mean absolute의 값을 통하여, 실행된 신경망 분석의 정확성을 확인할 수 있다. MLP 적용함수에 따라 살펴보면 탄젠트함수가 노드 수 28과 32를 제외하고는 RMS error와 Mean absolute가 작게 나타나 은닉층의 수가 1개일 때는 MLP 적용함수 중 탄젠트 함수가 촉감 예측모형에 적합하다는 것을 알 수 있었다. 탄젠트 함수의 적용에서 RMS error(0.6 이하)와 Mean absolute(0.5이하)가 낮은 값을 보이는 노드 수는 12, 16, 22, 26, 30, 34 이었으며 노드 수 22에서 가장 적은 RMS error와 Mean absolute 값을 보여 촉감 예측에 가장 적절한 모형은 MLP 적용함수가 탄젠트 함수이고 노드수가 22인 것으로 나타났다.

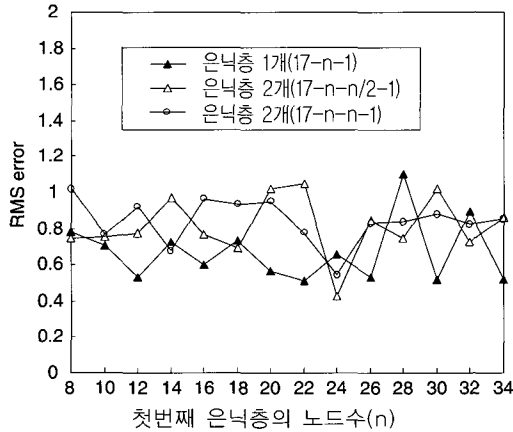
2) 은닉층의 영향

MLP 적용함수가 각각 선형함수, 시그모이드함수, 탄젠트 함수 일 때 은닉층의 수와 은닉층의 노드 수 조합에 따라 얻어진 RMS error 값을 <표 2>에 나타내었다.

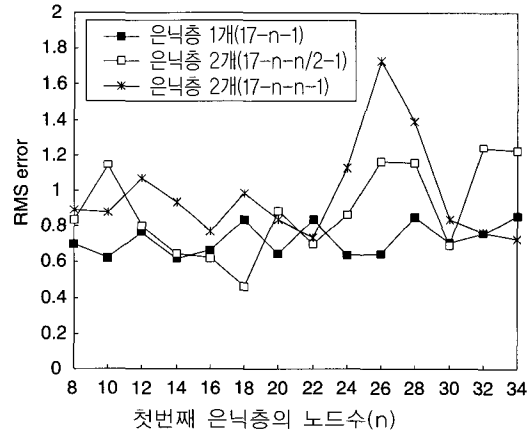
[그림 5], [그림 6], [그림 7]은 각각 탄젠트함수, 시그모이드함수, 선형함수에서 은닉층의 수와 노드 수 조합에 따른 영향을 살펴본 것이다. 즉, 각 함수에 따라 은닉층을 1개로 했을 때, 그리고 은닉층을 2개로 했을 때 2개의 은닉층의 노드 수를 동일하게 한 경우와 두 번째 은닉층의 노드 수를 첫 번째 은닉층 노드수의 반으로 조합했을 경우의 RMS error의 변화를 나타내었다. 전반적인 값의 변화를 살펴보면, 은닉층이 1개 일 때, 은닉층이 2개인 경우 두 번째 은닉층의 노드 수를 첫 번

<표 2> MLP 적용함수별 은닉층의 수와 노드수 조합에 따른 RMS error

은닉층과 노드 수의 조합		RMS error	탄젠트	시그모이드	선형
은닉층 1개	n	8	0.785261	0.703216	0.776937
		10	0.70761	0.626724	0.749716
		12	0.528937	0.7638	0.621073
		14	0.728101	0.615909	0.687376
		16	0.59859	0.666068	0.75069
		18	0.734677	0.833898	0.752223
		20	0.563282	0.644763	0.698361
		22	0.51076	0.833919	0.607922
		24	0.65752	0.636527	0.692995
		26	0.528219	0.645038	0.810475
		28	1.10731	0.852115	0.731733
		30	0.515743	0.710999	0.625674
		32	0.898421	0.760219	0.726299
		34	0.515035	0.860809	0.699157
은닉층 2개	n-n	8-8	1.024199	0.895326	0.890709
		10-10	0.768437	0.88123	0.953554
		12-12	0.924322	1.070855	0.562385
		14-14	0.67704	0.936843	0.846165
		16-16	0.963821	0.76992	0.859361
		18-18	0.934987	0.984059	0.824225
		20-20	0.948694	0.835728	0.913295
		22-22	0.776928	0.740949	0.648788
		24-24	0.545193	1.125901	0.841208
		26-26	0.832259	1.72863	0.8342
		28-28	0.837099	1.393503	0.837082
		30-30	0.878731	0.834255	0.572208
		32-32	0.824182	0.763302	0.851039
		34-34	0.852733	0.728822	0.714967
	n-n/2	8-4	0.748504	0.834522	0.730033
		10-5	0.758723	1.143877	0.745108
		12-6	0.778859	0.801201	0.574836
		14-7	0.970133	0.644576	0.653724
		16-8	0.770111	0.622979	0.569755
		18-9	0.693491	0.463224	0.549949
		20-10	1.022468	0.88705	0.604185
		22-11	1.050528	0.70558	0.69928
		24-12	0.423593	0.862556	0.686366
		26-13	0.848477	1.1641	0.723227
		28-14	0.747266	1.159389	0.607295
		30-15	1.023615	0.695177	0.512194
		32-16	0.726365	1.237793	0.647286
		34-17	0.862693	1.226769	0.542616



[그림 5] 탄젠트 함수에서 은닉층의 노드수 조합에 따른 영향

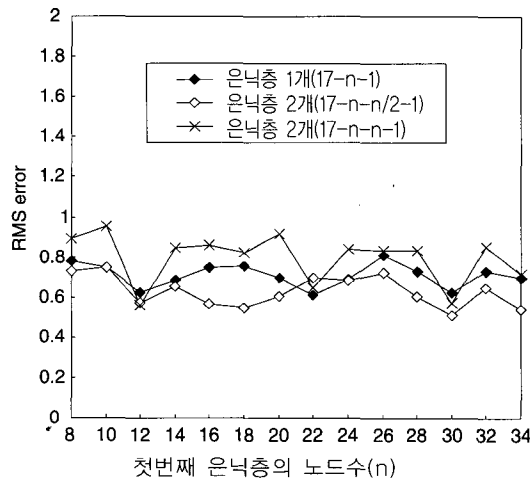


[그림 6] 시그모이드 함수에서 은닉층의 노드수 조합에 따른 영향

제 은닉층 노드 수의 반으로 조합했을 때, 은닉층 2개의 노드 수를 같게 조합했을 때의 순서로 RMS error의 값이 작게 나타났다. 은닉층이 2개 일 때는 두 번째 은닉층의 노드 수를 첫 번째 은닉층 노드 수의 반으로 조합했을 때 RMS error의 값이 작게 나타난 것으로 보아 두 번째 은닉층의 노드 수를 첫 번째 은닉층 노드 수의 반으로 하는 것이 측정 예측 모형의 정확성을 높일 수 있는 것으로 생각된다. 각 MLP 적용 함수에서 은닉층의 수가 1개 일 경우 RMS error(0.6이하)와 Mean absolute(0.5이하)가 낮은 값을 보이는 노드 수는 탄젠트 함수에서 12, 16, 20, 22, 26, 30, 34 였으며, 은닉층의 수가 2개 일 경우 RMS error(0.6이하)와 Mean absolute(0.5이하)가 낮은 값을 보이는 노드 수는 탄젠트 함수에서 24-12, 24-24, 시그모이드 함수에서는 18-9, 선형 함수에서는 12-6, 12-12, 16-8, 18-9, 30-15, 30-30, 34-17 이었다. 그 중 탄젠트 함수에서 은닉층의 수가 2개이고, 노드 수가 24-12일 때 가장 적은 RMS error 와 Mean absolute 값을 보여 측정 예측에 가장 적절한 모형은 MLP 적용 함수가 탄젠트 함수이고 은닉층의 수가 2개로 노드 수가 24-12일 때인 것으로 나타났다.

2. 선행연구에서 이용된 통계방법과 신경망에 의한 방법의 비교

<표 3>은 다양한 신경망 모델중 가장 예측력과 정확



[그림 7] 선형 함수에서 은닉층의 노드수 조합에 따른 영향

도가 높은 것으로 평가된 모형 즉 MLP 적용 함수는 탄젠트 함수이고, 은닉층의 수가 2개이며 노드 수의 조합이 24-12인 모형으로부터 얻어진 측정 예측치와 선행 연구에서 행해진 다중회귀분석에 의한 측정 예측치와 주관적인 측정 실측치, 실제 측정된 주관적 측정 평가치와 예측치 간의 상관계수를 나타낸 것이다. 다중회귀분석에 의한 측정 예측치는 주관적 측정치가 4.38인 시료를 4.4로, 4.8인 시료를 4.36으로 5.46인 시료를 5.31로, 3.42인 시료를 4.17로 각각 예측하였다. 신경망

〈표 3〉 촉감 예측치와 주관적인 촉감 실측치

	검정 시료 1	검정 시료 2	검정 시료 3	검정 시료 4	R
신경망을 이용한 촉감 예측치 (탄젠트 함수, 24-12)	4.0826	4.3037	4.8919	3.6653	0.98
다중회귀분석에 의한 촉감 예측치	4.4	4.36	5.31	4.17	0.842
주관적인 촉감 실측치	4.38	4.8	5.46	3.42	

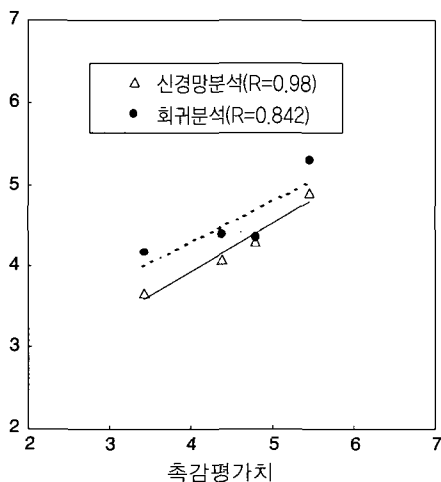
을 이용한 촉감 예측치는, 주관적 촉감치가 4.38인 시료를 4.0826으로, 4.8인 시료를 4.3037로 5.46인 시료를 4.8919으로 3.42인 시료를 3.6653으로 각각 예측하였다.

[그림 8]은 신경망 모델을 이용한 촉감의 예측도와 선형연구에서¹⁰⁾ 이용된 다중회귀분석에 의한 촉감의 예측도를 비교하였다. 신경망 모델을 이용한 촉감의 예측도와 다중회귀분석에 의한 촉감의 예측도를 비교하기 위하여 다중회귀분석에 의한 주관적 촉감 예측식 개발에 사용된 29종의 폴리우레탄 코팅포를 신경망 모형의 학습용 시료로 사용하였고 예측식의 평가에 사용된 4종의 폴리우레탄 코팅포를 검정자료로 사용하여, 실제 측정된 주관적 촉감평가치와 예측치 간의 상관계수를 구하여 비교하였다. 주관적 평가치와 다중회귀분석을 통한 주관적 촉감 예측치와의 상관계수는 0.842, 주관적 평가치와 신경망을 통한 폴리우레탄 코팅포의 촉감 예측치간의 상관계수는 0.98로 더 높게

나타났다. 신경망을 이용한 폴리우레탄 코팅포의 촉감 예측력은 기존의 통계적 방법보다 높게 나타나 폴리우레탄 코팅포의 촉감예측에 신경망의 이용은 효과적인 것으로 밝혀졌다.

IV. 결 론

본 연구에서는 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 예측하기 위하여 신경망 이론이 이용되었다. Neural Connection의 MLP(Multi Layer Perceptron)를 신경망 분석에 사용하였으며, 학습 알고리즘은 백-프로파게이션(Back-propagation)을 이용하였다. 실험에 사용된 시료는 33종의 폴리우레탄 코팅포로, 사용된 변수는 KES-FB시스템에서 측정된 17가지 역학적 특성치를 설명변수, 촉감치를 목표변수로 하였다. 폴리우레탄 코팅포의 촉감을 정확하게 예측할 수 있는 신경망 모델을 찾기 위해, 은닉층의 수를 1개일 때와 2개일 때로, 은닉층의 노드수를 8에서 34로 변화시켜 보았다. 또한 MLP적용함수로 선형함수, 시그모이드함수, 탄젠트 함수를 사용하여 목표변수를 예측하여 모형의 정확도를 살펴보았다. 또한 얻어진 결과는 선형연구에서 사용된 통계적 방법과 비교해 보았다. 이상의 연구로부터, MLP적용함수, 은닉층의 수 그리고 은닉층의 노드수는 촉감예측에 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 촉감 예측에 가장 적절한 모형은 MLP 적용함수가 탄젠트 함수이고 은닉층의 수가 2개로 노드 수가 24-12인 것으로 나타났다. 신경망을 통한 폴리우레탄 코팅포의 촉감 예측력은 선형연구에서 이용된 통계적 방법보다 높게 나타나 폴리우레탄 코팅포의 촉감예측에 신경망의 이용은 효과적인 것으로 밝혀졌다.



[그림 8] 신경망 모델을 이용한 촉감의 예측도와 다중 회귀분석에 의한 촉감의 예측도 비교

감사의 글

※ 본 연구는 동국대학교 논문 게재 연구비 지원으로 이루어졌음.

참고 문헌

1. Kawabata, S., The Standardization and Analysis of Hand Evaluation 2nd ed, The Hand Evaluation and Standardization Committee, 1980.
2. Hertz J., Krogh A. and Palmer R. G., Introduction to The Theory of Neural Computation, Addison Wesley, 1991.
3. Yoshio S., Akiniri F., Takao F., Kazuya S., Atsuo K. and Akhiro 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. Fumio 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. Hwang Y. G., Park S. W. and Kang B. C. , 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. Gong R. H. and Chen Y., 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 · 강복춘 · 정성훈 · 이준환, 직물의 칼라패턴에 관한 객관적 평가, 한국섬유공학회 춘계 학술발표회 논문집, 34(1), 237—242, 2001.
11. 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.