

# 다항계수를 이용한 얼굴 인식 시스템

신창훈<sup>\*</sup> · 김윤호<sup>\*\*</sup> · 류광렬<sup>\*\*\*</sup> · 이주신<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>청주대학교 전자공학과

<sup>\*\*</sup>목원대학교 컴퓨터공학과

<sup>\*\*\*</sup>목원대학교 전자정보통신공학부

## The Recognition System of Face using Polynomial Coefficients

Chang-hoon Shin<sup>\*</sup> · Yoon-ho Kim<sup>\*\*</sup> · Kwang-Ryol Ryu<sup>\*\*\*</sup> · Joo-shin Lee<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>Dept. of Electronic Eng. Chongju Univ.

<sup>\*\*</sup>Dept. of Computer Eng. Mokwon Univ.

<sup>\*\*\*</sup>Division of Electronics Information Communication Mokwon Univ.

E-mail : ckdgns@chongju.ac.kr

### 요 약

본 논문에서는 영상의 전체의 특징을 포함하는 다항계수를 추출하고, 신경회로망을 이용하여 얼굴 영상을 인식하는 다항계수를 이용한 얼굴 영상 인식 시스템을 제안한다. 시스템은 먼저, 입력 영상의 특징 파라미터로 사용되는 다항계수의 수를 줄이기 위하여 웨이블릿 변환을 이용하여 영상의 크기를 1/4씩 줄였다. 3차 웨이블릿 변환된 저주파 계수 행렬로부터 저주파 계수 행렬에 대한 다항계수를 추출하였다. 추출된 각 저주파 계수 행렬에 대한 다항계수들을 신경회로망의 입력벡터로 사용하기 위하여 정규화 과정을 거친다. 정규화된 다항계수를 역전파 알고리즘을 가진 신경회로망의 입력 벡터로 사용하여 얼굴영상을 인식하였다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose the recognition system of face using polynomial coefficients to recognize face images using neural network. The system consists of following steps. First step, the sizes of face images is reduced sizes of input images to 1/4 using wavelet transform. Second step, the polynomial coefficients is obtained from low frequency coefficient matrix after 3 level wavelet transform. Third step, polynomial coefficients is normalized. The of range of normalization is from -1 to 1. Last, Face images is trained and recognized using neural network with error back propagation algorithm.

### 1. 서 론

현재, 멀티미디어 기술의 발달과 함께 영상을 포함하는 다양한 정보처리가 요구되고 있다.[1] 그리고, 최근에는 정지 영상이나 동영상으로부터 얼굴 영상을 인식하고자 하는 얼굴 영상 인식 분야에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 얼굴 영상 인식 기술(FRT : Face Recognition Technology)은 화상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전과 신경회로망에서 파생된 응용분야라 할 수 있고, 얼굴 영상 인식 분야는 상업적, 법적으로 수많은 분야에 응용되고 있으며, 사회적으로도 그 욕구가 점점 증가되고 있는 추세이다. 주된 응용 분야로는 여권, 신용카드, 주민등록증, 운전면허증 그리고 범인의 얼굴사진 등과 같은 제한된 형태의 정지 영상에서부터, 동영상 감시등과 같은 실

시간 인식에 이르기까지 그 응용분야는 대단히 넓고도 다양하다.[2][3][4][5]

그런데 지금까지 영상의 데이터 베이스 시스템들은 대체로 검색과 인덱싱을 위해 문자기반 접근 방법을 사용하고 있다. 문자 기반의 검색 시스템은 영상을 대표하는 정보의 추출이 어렵고, 대부분 수작업으로 이루어진다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 내용기반 접근 방법이 최근에 많이 연구되고 있다.[6][7][8]

본 논문에서는 얼굴 영상의 전체적인 특징을 이용한 내용기반 얼굴 인식 시스템을 제안한다. 먼저, 전처리 과정의 일환으로 웨이블릿 변환을 이용하여, 입력 영상에 포함되어 있는 고주파 잡음을 제거하는 동시에 영상의 크기를 줄인다. 3레벨 변환된 웨이블릿 저주파 계수 행렬에서 영상의 전체적인 특징을 포함하고 있는 저주파 계

수 행렬의 다항계수를 추출한다. 이렇게 추출된 다항계수를 신경회로망에 입력되는 입력벡터로 사용한다. 신경회로망은 3층(입력층, 중간층, 출력층)으로 구성하고, 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다.[9]

본 논문의 구성은 서론에 이어 II장에서는 전처리 단계로 사용되어지는 웨이브렛 변환, 웨이브렛 변환 후 추출되어지는 다항계수의 추출방법, 신경회로망의 구성에 대하여 설명하고, III장에서는 본 논문의 타당성을 검증하기 위한 실험 및 고찰을 기술하고, IV장에서 결론을 맺는다.

## II. 본 문

다음 그림 1은 제안한 시스템 알고리즘을 나타낸다.

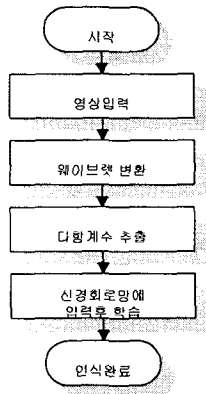


그림 1. 얼굴 인식 시스템의 알고리즘

그림 1의 얼굴 인식 시스템의 알고리즘의 내용은 다음과 같다. 얼굴영상은 오버레이 보드를 이용하여 취득되어진다. 이렇게 취득된 영상을 잡음 제거와 신경회로망에 입력 벡터의 수를 줄이기 위해 3차 웨이브렛 변환시킨다. 3차 웨이브렛 변환된 저주파 계수 행렬로부터 저주파 계수 행렬에 대한 다항계수를 구하기 위하여 정규화한다. 정규화 되어진 저주파 계수 행렬로부터 저주파 계수 행렬의 다항계수를 구한다. 이렇게 추출되어진 다항계수를 신경회로망의 입력벡터로 사용하기 위하여 -1부터 +1까지 정규화를 취한다. 신경회로망은 출력층에서 출력되는 출력벡터가 허용 오차 범위 내로 수렴하도록 반복 학습한다.

### II.1 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환은 입력영상에 포함되어 있는 고주파 성분의 잡음을 제거하고, 신경회로망의 입력 벡터의 수를 줄이기 위하여 3레벨 웨이브렛 변환을 시킨다. 3레벨 변환이 되어진 후에, 저주파 계

수, 대각 고주파 계수, 수평 고주파 계수, 수직 고주파 계수 성분들로 분해되어진다. 분해되어진 웨이브렛 계수 중에서 얼굴영상의 특징을 가장 많이 포함하고 있는 저주파 계수 행렬성분만 이용하고 나머지, 대각 고주파 성분, 수평 고주파 성분, 수직 고주파 성분의 계수들은 버린다.

그림 2는 웨이브렛 변환후 생성되어지는 계수를 나타낸다. VH1, DH1, HH1은 각각 1레벨 웨이브렛 변환 후에 생성되는 수직 고주파 계수행렬, 대각 고주파 계수 행렬, 수평 고주파 계수 행렬을 나타낸다. L3는 3레벨 웨이브렛 변환후의 저주파 계수 행렬을 나타낸다.

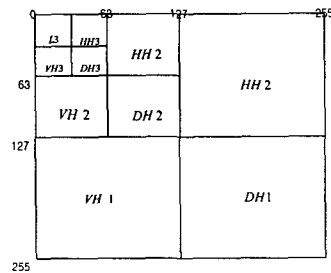


그림 2. 웨이브렛 계수 행렬

수식 1은 2차원 신호의 분해 과정을 나타낸다. 수식 1에서,  $h$ 는 분해 저역 통과 필터의 전달함수이고,  $g$ 는 분해 고역 통과 필터의 전달함수를 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 A_{2^m, f} &= \sum_k \sum_l h(2m-k) h(2n-l) A_{2^l, f} \\
 H_{2^m, f} &= \sum_k \sum_l h(2m-k) g(2n-l) A_{2^l, f} \\
 V_{2^m, f} &= \sum_k \sum_l g(2m-k) h(2n-l) A_{2^l, f} \\
 D_{2^m, f} &= \sum_k \sum_l g(2m-k) g(2n-l) A_{2^l, f}
 \end{aligned} \quad (1)$$

### II.2 다항계수 추출

3레벨 웨이브렛 변환후의 저주파 계수 행렬에 대한 특징을 포함하고 있는 다항계수를 얻는다. 3레벨 변환된 저주파 계수 행렬의 크기는  $32 \times 32$ 로 구성되어진다. L3에 대한 다항계수를 구하기 위하여 3레벨 저주파 계수 행렬을 정규화 시킨다. 정규화 후에, L3에 대한 다항계수를 구한다.  $32 \times 32$ 행렬에 대한 다항계수를 구하면 33개의 다항계수를 얻을 수 있다.

즉, 행렬  $x$ 가  $n \times n$ 의 크기로 구성된 행렬이라면, 식 2처럼, 이 행렬에서  $n$ 차의 다항계수항들과 상수항이 생성되어진다.

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n \quad (2)$$

수식 2의  $x$ 는  $n \times n$ 으로 구성된 행렬을 나타내고,  $a_i$ 는 상수항을 나타내고,  $a_1$ 부터  $a_n$ 까지는  $n$ 차항의 계수를 나타낸다.

추출된 다항계수들은 신경회로망의 입력 벡터로 사용하기 위하여 -1부터 +1까지 정규화 시킨다.

### II.3 신경회로망

신경회로망은 모델은 Grossberg와 Carpenter에 의해 제안되었으며, 임의의 입력패턴에 대해 이미 학습된 패턴을 잊어버리지 않고 새로운 패턴을 학습할 수 있는 안정성과 적응성을 가지고 있다.

본 논문에서는 얼굴영상을 인식하기 위하여 3층(입력층, 중간층, 출력층)으로 구성된 오류 역전파 신경회로망 알고리즘을 사용하였다. 현재 연구되고 있는 신경회로망의 알고리즘은 여러 종류가 있으며 학습 방법에 따라 교사학습 알고리즘과 자율학습 알고리즘으로 대별된다. 본 논문에서는 교사학습으로 학습하는 신경회로망 모델을 사용하였다. 설계된 신경회로망의 학습은 학습계수를 0.01로 모우멘텀을 0.95로 설정하여 출력층의 최대오차가 0.01보다 작을 때까지 수행하였다. 신경회로망의 구성은 다음과 같다. 각 층의 출력 벡터의 수는 실험에 의하여, 입력층은 17, 중간층은 5 그리고 출력층은 1로 하였다.

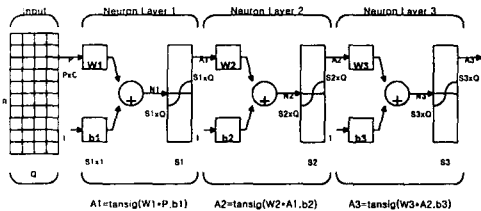


그림 3. 신경회로망의 모델

그림 3은 3층으로 구성된 신경회로망을 나타낸다. 그림 3에서 R는 입력 벡터의 수를 나타내고, Q는 입력 벡터의 종류를 나타낸다. P는  $R \times Q$ 를 나타낸다.  $W_1, W_2, W_3$ 는 각각 입력층, 중간층, 출력층의 웨이트 값을 나타낸다.  $b_1, b_2, b_3$ 는 각각 입력층, 중간층, 출력층의 바이어스 값을 나타낸다.  $S_1, S_2, S_3$ 는 각각 입력층, 중간층, 출력층의 출력 벡터를 나타낸다.  $A_1(S_1 \times Q), A_2(S_2 \times Q), A_3(S_3 \times Q)$ 는 각 층의 웨이트와 입력을 곱한 값에 현재 층의 바이어스가 더해진 출력을 나타낸다. 신경망의 전달 함수로는 -1부터 1까지의 출력 범위를 갖는 tan-sigmoid 전달 함수를 사용하였다.

### III. 실험 및 고찰

논문의 타당성을 검증하기 위한 실험은 PII 233Mhz의 CPU를 가진 PC에서 matlab을 이용하

여 실험하였다. 오버레이 보드를 이용하여 취득이진 얼굴영상의 해상도는  $256 \times 256 \times 2^8$ 이다. 취득된 영상들을 3레벨 웨이브렛 변환하고, 저주파 계수 행렬로부터 각각 33개의 다항계수들을 취득하였다. 취득되어진 다항계수들은 신경망의 입력 벡터로 사용하기 위하여 정규화 하였다.

그림 4는 입력 영상을 나타낸다.

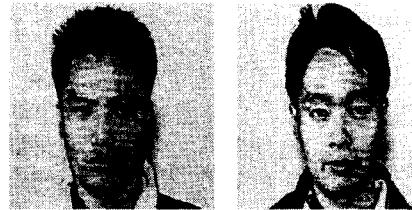


그림 4. 입력 영상

표 1. 3레벨 웨이브렛 변환 후 분해된 저주파 계수 행렬에 대한 다항계수

bts1. bmp			bsj1. bmp		
1.0000	-1.2968	0.0000	1.0000	-7.9324	0.0000
21.4272	0.2890	0.0000	-22.0891	1.8774	0.0000
74.9260	0.0030	0.0000	115.7263	-0.9108	0.0000
119.1394	-0.0035	0.0000	-231.9825	0.2262	0.0000
16.7810	0.0034	0.0000	789.8142	-0.0487	0.0000
46.4126	0.0004	0.0000	-887.7813	0.0068	0.0000
42.4604	-0.0001	0.0000	642.4658	-0.0025	0.0000
42.5868	0.0000	0.0000	-494.0292	0.0001	0.0000
-26.3872	0.0000	0.0000	192.7890	0.0000	0.0000
9.5591	0.0000	0.0000	66.0364	0.0000	0.0000
1.2514	0.0000	0.0000	31.7078	0.0000	0.0000

표 2. 표 1의 정규화 데이터(-1~+1)

bts1. bmp			bsj1. bmp		
0.4272	-0.4562	0.4393	0.1182	0.1082	0.1170
-0.6982	-0.4346	0.4393	0.0920	0.1191	0.1170
0.4647	0.4393	0.4393	0.2479	0.1170	0.1170
1.0000	0.4393	0.4393	0.1453	0.1173	0.1170
-0.6420	0.4393	0.4393	1.0000	0.1170	0.1170
1.0000	0.4393	0.4393	1.0000	0.1170	0.1170
0.0737	0.4393	0.4393	0.8447	0.1170	0.1170
-0.0873	0.4393	0.4393	-0.3399	0.1170	0.1170
0.7581	0.4393	0.4393	0.3350	0.1170	0.1170
0.3238	0.4393	0.4393	0.0413	0.1170	0.1170
-0.4242	0.4393	0.4393	-0.1529	0.1170	0.1170

3차 웨이브렛 변환 후 분해되어지는 저주파 계수행렬에 대한 다항계수를 나타낸 표 1과 저주파 계수행렬에 대한 다항계수를 신경회로망의 입력 벡터로 사용하기 위해서 -1부터 1까지 정규화 과정을 취한 표 2에서 0.0000으로 나타난 부분은 데이터의 표현을 단지 소수점 4째 자리까지만을 나타낸 것이다. 실제로는 소수점 8째 자리까지 사용하였다. 표 3은 입력층의  $33 \times 17$ 개의 웨이트 중에서 일부분만을 나타낸 것이다. 표 3에서 0.0000으로 나타난 부분도 표 1과 표 2에서와 동일한 이유로 나타낸다. 표 4와 표 5는 각각 중간층, 출

력층의 웨이트를 나타낸다.

표 3. 입력층의 웨이트(일부분)

0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.9213	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	3.1207	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	2.8794	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	2.2967	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.6252	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-1.4438	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4737	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0375	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	2.2239	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-3.1876	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-2.8750	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	2.8525	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-2.5788	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-3.2895	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-1.3428	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	2.2380	0.0000
0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	-1.7935	0.0000

표 4. 중간층의 웨이트

-0.1470	-0.2972	0.1948	0.1150	0.2993	0.2240
-0.1709	-0.2806	-0.1642	0.2481	-0.0138	0.0661
-0.1274	0.2886	0.1438	-0.0548	-0.2228	-0.2242
0.1682	0.3823	0.1871	0.0943	0.0194	-0.2400
-0.0180	0.0729	0.2342	-0.3363	0.0158	0.0642
0.2694	-0.2873	-0.1261	-0.0633	0.1033	0.1951
0.3337	-0.1459	-0.2621	0.0409	-0.3410	0.0489
0.0978	0.1777	-0.1493	-0.4660	0.4431	-0.0660
-0.2343	0.1755	0.1781	-0.3510	0.0677	0.1068
0.0337	-0.0692	0.1383	0.0720	0.0942	-0.1377
0.2437	0.0611	0.3021	0.1425	0.0306	
-0.2800	-0.1798	0.0972	-0.1538	0.2341	
-0.0074	-0.0217	0.0271	0.2523	-0.1580	
0.2153	-0.0439	0.1403	0.0460	0.2218	
0.2546	-0.1530	-0.3846	-0.1485	-0.2735	

표 5. 출력층의 웨이트

-0.7779	-0.6882	0.6924	0.0140	-0.3939
---------	---------	--------	--------	---------

교사신호로는 0과 1을 사용하였고 출력 벡터로 0.0003과 0.9900이 출력되었다. 그리고, 교사신호와 출력벡터의 오차 범위는 0.01 이내로 나타났다.

표 6. 출력벡터와 교사신호

	bts1.bmp	bsj1.bmp
교사신호	0	1
출력벡터	0.0003	0.9900

IV. 결론

본 논문에서는 영상의 특징을 포함하고 있는 다항계수를 이용한 얼굴인식 시스템을 제안하였다.

웨이브렛 변환을 이용하여 영상의 신경회로망에 입력되는 입력벡터의 수를 줄이고 영상에 포함되어 있는 고주파 잡음을 제거하였다. 3레벨 웨이브렛 변환후 분해되어진 저주파 계수행렬에

대한 다항계수를 구하고 구해진 다항계수를 정규화하여 신경회로망에 입력하였다.

신경회로망은 3층의 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망의 학습계수는 0.01로 하였고, 모우멘텀은 0.95로 하였고 출력층의 오차가 0.01보다 작을 때까지 수행하였다.

각 입력 영상에 대한 교사신호로는 0과 1을 사용하였고, 교사신호에 대한 출력벡터로 0.0003과 0.9900을 얻어 얼굴 영상 인식이 가능함을 보였다.

그리고, 앞으로 신경회로망의 입력으로 사용되는 입력 영상에 대한 특징 파라미터에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] 강영미, 정성환, 신경회로망을 이용한 내용기반 얼굴영상 검색 시스템, 한국통신학회 하계 논문집, pp573-576, 1997  
 [2] 최동선, 정면영상과 측면영상을 이용한 얼굴 인식에 관한 연구, 박사학위 논문, 1997  
 [3] Borko Furht, Stephen W. Smoliar, Hongjiang Zhang, Video and Image Processing in Multimedia Systems, Kluwer Academic Publishers, 1995  
 [4] M. Bichsel and A. Pentland, Human Face Recognition and the Face Image Set's Topology, CIBGIP : Image Understanding, Vol. 59, pp. 254-261, 1994  
 [5] R. Brunelli and T. Poggio, Face Recognition : Features versus Templates, IEEE PAMI, Vol. 15, pp. 1042-1052, 1993  
 [6] R. Chellappa et al, Human and Machine Recognition of Faces : A Survey, Proceedings of the IEEE, Vol. 83, No. 5, pp. 704-740, 1995  
 [7] R. J. Baron, Mechanisms of Human Facial Recognition, Int. J. Man-Mach. Stud, Vol. 15, pp. 137-178, 1981  
 [8] Chung-Lin Huang and Ching-Wen Chen, Human Facial Feature Extraction for Face Interpretation and Recognition, Pattern Recognition, Vol. 25, No. 12, 1435-1444, 1992  
 [9] 이명길, 웨이브렛 변환과 신경회로망을 이용한 SMD IC 패턴 인식에 관한 연구, 박사학위 논문, 1997

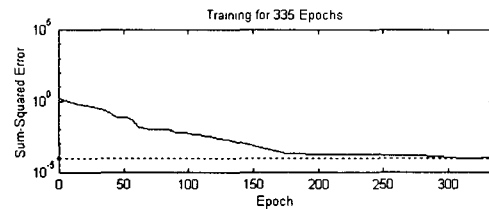


그림 5. 신경회로망의 학습곡선