論文93-30B-8-1

공간 스펙트럼 분포를 이용한 서명 인식에 관한 연구

(A Study on Signature Identification using the Distribution of Space Spectrum)

南 侍 秉*, 朴 振 陽**, 李 相 範***

(Si Byung Nam, Jin Yang Park and Sang Burm Rhee)

要 約

본 논문에서는 서명 인식을 위한 기법으로 2차원 FFT에 의한 스펙트럼으로부터 최적 특징 파라미터를 구하는 알고리즘을 제안하였다. 스캐너로부터 입력된 서명영상은 전처리 과정에서 256×128크기로 정규화 된다. 정규화된 영상은 블록 단위로 나누어져 블록 단위별로 2차원 FFT에 의하여 공간 스펙트럼을 구한다. 여기에서 구해진 공간 스펙트럼으로부터 서명의 특징을 검출하는 방법은 여러 가지가 있다. 실험을 통하여 본 논문에서 제안된 64×64 블록 단위 스펙트럼으로부터 (0,0),(63,0)위치의 0°와 90° 사이에서 추출된 파라미터를 이용하였을 때, 100개의 서명에 대한 인식률이 92.5%로서 다른 방법보다 높다는 것을 알 수 있었다.

Abstract

This paper proposed an algorithm that extracts the optimum characteristic parameters to identify the signatures from the spectrum using 2-D FFT. The signature image input through a scanner is normalized into 256×128 pixels in the prepocessor. Normalized image is divided into block segments and each segment is transformed into space spectrum by 2-D FFT. There are several methods extracting the signature characteristic parameters from that spectrum. The result of experimentations which use the characteristic parameters extracted between 0° and 90° in (0,0),(63,0) corners from 64×64 block spectrum shows that the signature identification rate using that method gives 92.5% of successful achievement for 100 signatures, higher than the others.

*正會員, 三陟産業大學校 電子工學科
(Dept. of Eng. Elec., Samchock Univ.)
**正會員, 仁荷工業專門大學 電子計算科
(Dept. of Computer Science, InHa Tech. Junior College)
***正會員, 檀國大學校 컴퓨터 工學科
(Dept. of Com. Eng., Dankook Univ.)
(※본 연구는 제조업 경쟁력 강화를 위한 체신부 지원에 이루어진 중간결과임.)
接受日字: 1992年 7月 20日

Ⅰ. 서 론

컴퓨터의 성능이 비약적으로 발전됨에 따라 영상처리에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 최근 신용카드나 가계수표에 사용되는 개인 서명인식 시스템 구성에 대한 필요성이 점차 증가되고 있다. 그러나 서명은 주로 개인의 습관에 의존하기 때문에 서명 인식에는 많은 어려움이 있다. [1,2]

서명인식 방법에는 온라인(on-line)방법과 오프라인(off-line)방법으로 크게 나누어 진다. 온라인 방법은 특수한 기능을 가지고 있는 펜과 타브렛에 의해 서명할 때 발생되는 서명의 속도, 압력, 서명 시간, 근전도(EMG)등에 의해 개인의 서명 특징을 검출하게 된다. 이 방법은 인식율은 높으나 서명할 장소에 자동 서명인식 장치가 설치되어 있어야 하므로 실용화에는 어려운 점이 있다. 오프라인 방법은 인식장치로 들어오는 입력이 이미지로 받아들여 진다. 이때 사용되는 입력장치는 CCD 카메라나 스캐너가 있으며 이미 서명된 사인으로부터 인식하기 때문에 다소 인식율이 떨어지지만 실용화 하기에는 용이하다. 온라인 방법이 주로 시간영역에서 추출되는 데이터들을 파라미터로 사용하는 반면, 오프라인은 공간 스펙트럼, 제로 크로싱(zero-crossing), 주변 환경에 의한 방법 등의 여러 가지 방법을 사용하여 특징 파라미터를 추출한다. [2,3,4,6]

일반적으로 문자의 패턴을 인식할 경우 상관 마스크를 이용하는 방법으로 정점 샘플링법, 손드법, 슬릿법등의 방법이 제안되고 있으며 인쇄 문자 인식에서는 상당히 유효하다. 그러나 손으로 쓰여진 필기체 문자일 경우는 주변 분포를 이용하는 방법이나 주변 스펙트럼에 의한 방법이 유효하다. 필기체 문자는 인식 대상이 복잡하며 인식율도 별로 높지 않으며, 최근 필기체 문자 인식 혹은 서명 인식에 스펙트럼을 이용하는 연구가 발표되고 있다. [3,11]

본 연구에서는 서명 영상에 대한 스펙트럼 분포로부터 최적 특징 파라미터를 추출하는 알고리즘을 제안하고자 한다. 처리 방법을 오프라인 방법으로 처리하기 때문에 서명 영상은 스캐너로 받아들여진다. 입력된 서명은 전처리 과정을 거치면서 잡음을 제거하고 크기 및 위치가 정규화 된다. 이때 처리된 2차원 영상은 가로 세로 각각 256×128개의 256 그레이 레벨 화소로 구성된다. 특징 파라미터는 공간 스펙트럼의 일종인 2차원 FFT로부터 파라미터를 추출하게 되며 입력된 영상은 블록 단위로 나누어져 2차원 FFT로 처리된다. 블록 단위는 32×32, 64×64단위로 나누었으며 각 블록은 2차원 FFT를 실행한 후 스펙트럼 분포를 구한다. 추출된 스펙트럼 분포로부터 특징 파라미터를 추출하는 방법에 따른 인식률을 비교 분석하고 최적 블록과 추출 방법을 제안한다. 그리고 인식에 사용되는 알고리즘은 다층 구조 신경회로망 모델을 사용하였다. [4,5,6,7,8,9]

Ⅱ. 2차원 공간 스펙트럼

디지탈 영상은 화소(pixel)들로 이루어져 있으며 흑백일 경우, 밝기의 단계를 그레이 레벨(gray level)로 나타낸다. 이 영상에서 2차원 DFT (Discrete Fourier Transform)처리는 일반적으로 식(1)과 같은 형태로 된다.

$$F(u,v)=\frac{1}{N}\sum_{x=0}^{N-1}\exp[-j2\pi ux/N]\sum_{y=0}^{N-1}f(x,y)\exp[-j2\pi vy/N] \quad (1)$$

여기서 u, v = 0, 1, 2, ……, N-1

식 (1)에서 함수분리 특성을 이용하여 1차원 프리에 변환을 2번에 나누어 수행함으로써 2차원 DFT의 결과, 즉 F(u, v)를 얻을 수 있으며 식 (2), (3)과 같이 수행된다.

$$F(u,v)=\frac{1}{N}\sum_{x=0}^{N-1}F(u,v)\exp[-j2\pi vy/N] \quad (2)$$

$$F(x,v)=N\left[\frac{1}{N}\sum_{y=0}^{N-1}F(x,y)\exp[-j2\pi vy/N]\right] \quad (3)$$

위 식은 2차원 영상으로부터 행에 대한 프리에 변환을 한후, 다시 열에 대해 변환하여 2차원 DFT값을 추출하게 된다.

Ⅲ. 특징 파라미터 추출

서명 영상을 인식하기 위해서는 우선 영상으로부터 특징 파라미터를 추출하여야 한다. 특징 파라미터를 추출하는 목적은 영상 데이터를 직접 인식에 사용할 경우 데이터 량이 매우 크기 때문이다. 본 연구에서는 서명 영상을 32와 64블록 단위로 나누어서 식(2), 식(3)으로부터 2차원 FFT를 수행한 후 이로부터 블록 단위로 최적 서명 특징을 검출하였다.

1. 2차원 영상의 블록화

2차원 영상에 대한 DFT는 1차원 DFT를 열과 행을 바꾸어 가며 행하는 알고리즘이다. 2차원 영상에서 DFT의 샘플링 개수 N이 커지면 영상특징 검출

성능은 좋으나 계산속도가 많이 소요되고 N이 너무 적으면 영상의 특징을 검출하기 어려운 점이 있으므로 블록 단위의 크기를 어떻게 할 것인가가 매우 중요하다. 영상으로부터 블록 특징을 검출할 때 일반적으로 overlapping 블록 단위와 nonoverlapping 블록 단위로 처리하는 방법이 있다. overlapping 방법은 영상의 크기가 규격화 되어있을 때 다소 위치가 변화된 서명들에 대한 특징 검출에 좋다. 서명은 크기와 위치가 매우 다양하기 때문에 N×N 2차원 FFT를 실행할 경우 이 방법은 어려운 점이 있다. 그러나 서명의 크기와 위치가 정규화 된 영상에 대해서는 nonoverlapping 방법이 시간을 단축 시킬 수 있다는 장점이 있다. 본 연구에서는 입력된 영상을 서명 부분만 잘라내어 256×128 크기로 변환하는 전처리 과정을 거침으로서 서명 위치나 크기에 대해 정규화 된다. 그러므로 256×128의 256 그레이 레벨로 구성된 서명 영상을 32×32 와 64×64 블록 단위로 나누며, 여기서 nonoverlapping 방법에 의한 블록 단위 공간 스펙트럼으로부터 특징 파라미터를 추출하게 된다. 그림 1은 서명 영상이 블록 단위로 나누어진 것을 보여주고 있다.

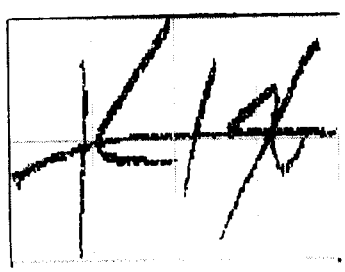

그림 1. 블록 단위 분리
Fig. 1. Block Segmentation.

2. 서명 영상의 특징 추출

각 블록의 공간 스펙트럼에 대해 특징 벡터를 추출하는 방법은 블록 단위별로 DFT처리후 스펙트럼의 특징을 추출하는 것으로써 블록 전체의 평균값을 취하거나 각도에 따른 서명의 각 분포 변화, 원점(DC 성분)을 중심으로 반경을 증가시키면서 각각의 주파수 영역내의 값을 평균하는 방법을 이용하였다. 식 (1)에 의해 32×32, 64×64 크기를 가진 블록에 대해 DFT를 실행하면 각각 실수부와 허수부로 나누어지며 1개의 화소에 대한 각각의 스펙트럼은 식 (4), (5)와 같이 표현된다.

$$|F(u,v)| = sqar\left(R_{u,v}^2 + I_{u,v}^2\right) \quad u,v = 0,1,2,\cdots,31 \qquad (4)$$

$$|F(u,v)| = sqar\left(R_{u,v}^2 + I_{u,v}^2\right) \quad u,v = 0,1,2,\cdots,63 \qquad (5)$$

여기서 식(4)는 32×32블록으로, 식(5)는 64×64 블록으로 처리 하였을 때 각각의 스펙트럼에 대한 식이다. 서명 인식을 위한 시스템에서 블록 스펙트럼을 모두 특징 파라미터로 사용하기에는 너무 크며 신경망을 이용하는데 문제점이 생긴다. 본 연구에서는 구해진 스펙트럼으로부터 에너지 분포를 분석하여 크기가 적고 효율적인 특징 파라미터를 추출하는 방법을 제안한다. 우선 연구를 위한 신경망 입력을 32개로 설계하였다. 그러므로 32×32 블록에서는 한개 블록에서 1개의 특징 파라미터를 추출해야 되기 때문에 한개 블록 전체 값의 평균치를 취하거나, 에너지분포가 집중되는 영역 성분 평균값에 의해 구해진다. 64x64 블록은 한개 블록에서 4개의 특징을 추출할 수 있다. 4개 특징 파라미터들은 각도별 영역성분, 주파수 영역별 분포 성분, 에너지 분포가 집중되어 있는 코너 부분에서 특징을 추출한다.

Ⅳ. 실험 결과 및 검토

1. 서명인식 시스템 구성

본 연구에서 사용한 서명인식 시스템의 구성도는 그림 2와 같다. 서명 영상을 받아들이는 스캐너는 100 DPI, 256그레이 레벨을 사용하였으며, 영상 처리및 인식을 위한 CPU는 PC 386/DX를 이용하였다. 스캐너로부터 받아들여진 영상은 전처리 과정에서 잡음 성분을 제거한 다음 서명 부분만을 잘라내어 256×128 크기로 확대 및 축소하여 정규화 시킨다. 이 영상은 32×32, 64×64 블록 단위로 나누어져 각 블록에 대해 2차원 FFT를 실행하게 된다.

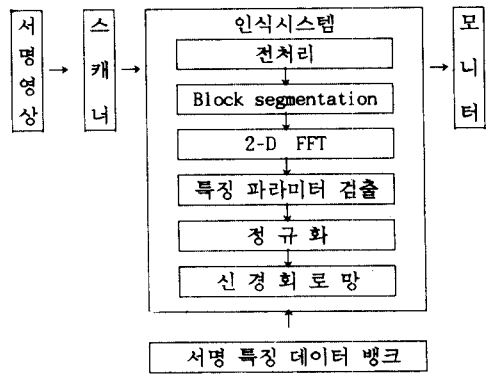

그림 2. 서명인식 시스템 구성도
Fig. 2. Block diagram of signature identification system.

그림 3에서 (a)는 서명, (b)는 64×64 블록 단위로 분리된 한개 블록에 대한 2차원 FFT에 의해 추출된 값이다. 각 블록 단위로 추출된 4개 블록 데이터들은 전체 영상을 8개 블록 으로 나누었기 때문에 최종적으로 32개의 공간 펙트럼 특징 파라미터가 된다.

2. 특징 파라미터 추출

본 실험에서는 인식률을 높이기 위하여 64×64블록에 대해 앞의 방법에 의해 추출된 2차원 FFT결과로부터 스펙트럼의 각도에 따른 분포 및 반경을 변경하여 각각의 스펙트럼 성분의 영역별 분포 및 (u,v) 2차원 평면상의 4코너의 스펙트럼 분포로부터 특징 파라미터를 추출하는 방법을 제안하였다.

FFT 처리후 스펙트럼의 분포를 조사해 보면 4코너에 에너지가 집중적으로

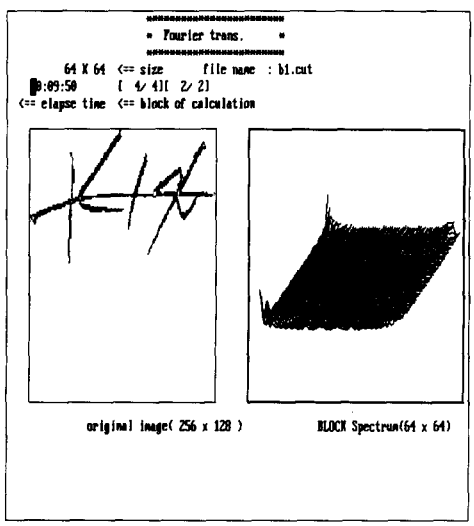

그림 3. 공간 스펙트럼
Fig. 3. Space spectrum.

분포하고 있으며, 이중 각각의 대각선 성분은 대칭되므로 2개 코너에서만 특징을 추출하여도 충분하다. 또한 변화성분에 대한 특징은 주로 0°와 90°사이에 집중적으로 분포되어 있으며, 이 가운데 0° 와 90° 부근의 특징을 추출하였을 경우 인식률이 높아짐을 알 수 있었다. 여기서 0°는 식(2)에 의해 추출되는 행 방향 FFT에 의한 스펙트럼 데이터이고 그림 3에서 블록 스펙트럼(64x64)의 수평 방향이다. 90°는 식(3)에 의해 추출되는 열 방향 FFT에 의한 스팩트럼 데이터 값들로서 그림 3에서 수직방향 이다.

3. 서명인식을 위한 신경회로망

입력 패턴의 변화가 심한 패턴인식 분야에서 신경회로망을 이용하는 경우가 많다. 본 연구에서는 서명인식을 위한 신경회로망을 그림 4와 같이 입력층의 유니트수는 32개, 출력층은 6개, 중간층(히든 층)은 20개들로 구성하였다. [8,9,10,11]

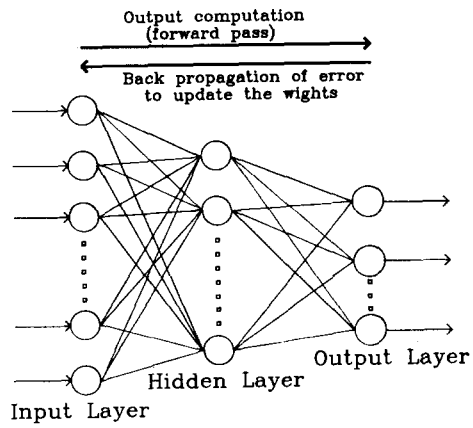

그림 4. 신경 회로망
Fig. 4. Neural network.

구성된 다층구조 퍼셉트론의 학습은 백 프로파게이션 학습 알고리즘을 이용하였다. 출력 층의 각 뉴런은 식 (6)과 같이 되며 최초에 개개인의 2개 서명을 샘플로 하여 학습시켰다.

$$O_j = f(net_j) = \frac{1}{1+\exp(-net_j/T)} \tag{6}$$

표 1은 64×64 블록에서 여러 가지 특징 추출 방법에 의해 추출된 파라미터들을 신경회로망에 의해 학습시킨 후 훈련된 서명들에 대하여 인식결과를 인식률로 나타낸 것이다.

표 1. 64×64 블록에서 특징 추출방법에 의한 인식률
Table 1. Identification ratio using by extracting the method of characteristic in 64 ×64 block.

특징 추출 방법	인 식 율
각도별 영역성분 추출	80%
주파수 영역별 분포성분 추출	78.7%
(0,0),(63,0),(0,63),(63,63)의 영역추출	76.2%
(0,0),(63,0)코너의 0°, 90° 영역추출	92.5%

표 1에서 표시한 특징 추출 방법은 64x64 블록에서 단위 블록 내의 에너지 분포들로부터 구해진 특징이며, 그림 5.(a)는 각도별 영역 추출로써 (0,0)코너로부터 30°,60° 방향 블록으로 나누어 특징 스펙트럼 분포를 추출하는 방법에 의한 인식결과를, (b)는 주파수 영역별 분포성분에 의한 인식결과를, (c)는 (0, 0), (63,0), (0,63), (63,63)코너에서의 특징 추출에 의한 인식결과를, (d)는 (0,0), (63,0)코너의 0° (수평), 90°(수직) 영역내의 각 영역에 대해 특징을 추출하여 인식한 결과를 나타내고 있다.

추출된 파라미터들은 신경회로망에 입력하기 위해 0 에서 1 사이 값으로 정규화하게 되며, 정규화된 영상 데이터는 표 2 와 같이 된다.

표 2에서 32개의 데이터들 중 처음 4개 데이터는 서명영상 블록 중 첫번째 블록에 대한 파라미터이다. 이들 중 첫번째 데이터는 그림 4의 (d)에서 (0,0)코너의 수평방향 스펙트럼(0°)으로서 인식율을 향상하기 위하여 식(7)과 같이 웨이트값을 주어서 합한 값이 된다.

$$P_a = \sum_{j=0}^{m}\sum_{i=0}^{n} P_{ji} \times (w \times i) \qquad (7)$$

$$i = 0,1,2,\cdots,n$$

$$j = 0,1,2,\cdots,m$$

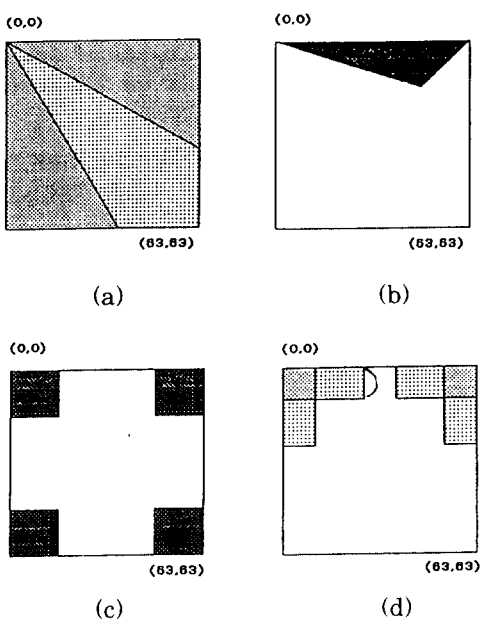

그림 5. 특징 추출 방법
Fig. 5. The method of extracting the characteristics.

표 2. 정규화된 데이터값
Table 2. Normalized data values.

서명 1	서명 2	서명 3	서명 4	서명 5	서명 6	서명 7	서명 8	서명 9	서명10
0.690824	0.164368	0.655169	0.245888	0.000000	0.545904	0.463611	0.549405	0.763332	0.609982
0.525531	0.206868	0.676448	0.231074	0.000000	0.573640	0.516018	0.492998	0.756950	0.677884
0.617319	0.373286	0.856690	0.316265	0.000000	0.594186	0.340570	0.578962	0.800424	0.647351
0.369021	0.289462	0.541629	0.182646	0.000000	0.486307	0.285002	0.487104	0.543944	0.533064
0.979644	0.794239	0.861146	1.119314	0.465327	0.737190	1.010345	0.619901	0.642331	0.405393
0.737693	0.722376	0.759238	0.993474	0.358234	0.680679	1.096494	0.666279	0.614940	0.444693
0.833282	0.454510	0.732021	0.776114	0.321459	0.854362	0.590971	0.861707	0.469065	0.301551
0.661610	0.386711	0.536857	0.688959	0.273902	0.573671	0.529011	0.593657	0.390441	0.268987
0.385384	0.817179	0.748818	0.543678	1.169333	0.475869	0.594670	0.794252	0.710268	0.392421
0.291765	0.805957	0.923489	0.527269	0.746557	0.554839	0.635718	0.885960	0.606060	0.464328
0.332323	0.636873	0.333459	0.404378	0.559141	0.499880	0.353159	0.856924	0.508623	0.427478
0.180099	0.412251	0.352277	0.328598	0.438432	0.405036	0.329654	0.749932	0.377110	0.350397
0.000000	0.998276	0.407376	0.718881	0.906125	0.482114	0.621626	0.674913	0.615362	0.330830
0.000000	0.935148	0.821287	0.440741	0.675985	0.484187	0.809939	0.839338	0.550157	0.406926
0.000000	0.717526	0.352247	0.279795	0.474423	0.603350	0.551212	0.272701	0.769134	0.398260
0.000000	0.531946	0.498064	0.295511	0.421341	0.411788	0.520808	0.295481	0.646557	0.326940
0.927532	0.564153	0.768872	0.597650	0.621351	0.778420	0.808234	0.624884	0.604255	0.535408
0.629981	0.530923	0.845465	0.472501	0.477646	0.690904	0.823928	0.522419	0.705518	0.667658
0.457056	0.709286	0.762842	0.551140	0.340518	0.887018	0.484727	0.681461	0.701470	0.324903
0.398002	0.568825	0.565504	0.331688	0.192068	0.615248	0.478037	0.538281	0.545183	0.450290
1.185113	0.871917	0.812798	0.989588	0.785649	0.755057	0.748837	0.614255	0.350447	0.474328
0.786199	0.600334	0.661460	0.824414	0.521297	0.806445	0.799988	0.622533	0.454775	0.563281
0.520723	0.516842	0.897655	0.688454	0.490782	0.738785	0.487840	0.524683	0.218243	0.327815
0.448176	0.473574	0.654202	0.518542	0.326607	0.612935	0.469905	0.460689	0.265401	0.404353
0.690114	0.161069	0.787714	0.761414	1.025083	0.466143	0.761863	0.372250	0.343056	0.420979
0.633999	0.197339	0.801460	0.557680	0.732458	0.611647	0.900159	0.492487	0.343563	0.554237
0.140912	0.264150	0.798593	0.441012	0.517058	0.445974	0.577770	0.692183	0.181383	0.472510
0.144125	0.231841	0.651910	0.410312	0.415051	0.389047	0.522572	0.392160	0.156685	0.499776
0.550876	0.270499	0.656429	0.293324	0.828376	0.703185	0.594558	0.000000	0.296827	0.627602
0.632271	0.268230	0.590833	0.221137	0.681443	0.775965	0.553379	0.000000	0.218958	0.737025
0.123986	0.433239	0.614709	0.116047	0.434833	0.669606	0.450555	0.000000	0.198171	0.536904
0.119408	0.275443	0.528313	0.122649	0.342360	0.518316	0.404008	0.000000	0.125900	0.461183

여기서 Pa는 해당 파라미터 값이고, n은 블록에서 0.°방향의 변환 구간 중 0 부터 24구간으로 하였으며, m은 수직 방향의 0부터 10구간이다. P_j는 현재 위치의 스펙트럼 값이다. 실험에 의해 주파수 값이 커질수록 에너지가 적어지기 때문에 웨이트값을 w를 0.2로 하였을 때 가장 인식율을 향상 시킬 수 있었다. 그 이유는 정규화된 서명 영상은 복잡한 화상이 아니기 때문에 고주파 잡음 성분이 비교적 적다. 서명 영상의 에너지 성분은 주로 저주파 쪽에 모이기 때문에 주파수가 높은 쪽의 에너지는 급격히 감소한다. 그러므로 블록 특징을 검출할 때 오히려 특징이 무시되는 경우가 있다. 또한 웨이트 값을 너무 크게 주면 잡음에 너무 민감해져서 오히려 악영향을 미치게 된다. 첫번째 방법과 마찬가지로 두번째는 (0,0)코너의 수직방향(90°), 세번째는 (63,0)코너의 수평방향(0°), 마지막 데이터는 (63,0)코너의 수직방향(90°) 스펙트럼으로서 4개의 특징들이다. 영상 전체가 8개 블록으로 구성되므로 총 32개의 특징 데이터를 추출하게 된다.

4. 검 토

본 실험에서는 10사람에 대해 각 개인당 10개 서명을 토대로 하여 100개 서명에 대해 인식실험을 하였다. 우선 각 개인당 10개 서명중 2개를 샘플링하여 10사람 서명을 훈련시킨 후 나머지 80개 서명을 입력하였을 때 인식률에 대해 실험하였다. 32×32 블록에 대해 단위 블록 전체 평균값을 1개 특징 파라미터로 하여 실행 하였을 때 78.7%이고, 단위 블록 한 코너

의 0° 영역성분의 평균값에 대해 파라미터를 추출하여 실행한 결과 87.5%의 인식율을 나타 내었다. 신경망의 입력이 32개 일 때 이 방법은 한개의 단위 블록에 대해 한개의 특징이 추출되기 때문에 블록 내의 로컬 특성을 고려하지 않으므로 인식율이 다소 낮았다. 이점을 보완하기 위해 본 연구에서는 64×64 블록에서 최적 특징 추출을 위해 여러 가지 방법으로 실험하였다. 그 결과 표 1에서 64×64 블록 단위의 마지막 그림 4의 (d)에서 (0,0),(63,0) 코너의 0°, 90° 영역에서 추출한 파라미터에 의해 실험한 방법이 인식률에 있어서 높음을 알 수 있다. 또한 본 연구에서 사용된 PC 386/DX에 의해 블록에 따른 실행속도는 32×32 블록일 때,한개 서명에 대해 총 16개 블록 2차원 FFT와 특징 파라미터를 추출하는데 21초가 소요되고, 64×64 블록은 25초가 소요 되었다. 그리고 64×64 블록에서도 어떤 부분의 에너지 분포를 특징으로 사용하는가에 따라 인식율에 민감한 반응을 보여줌을 알았다. 실험 결과 동일한 신경망을 사용할 때 블록 단위를 크게 할수록 서명의 국부적인 특성을 살릴 수 있으므로 인식율을 높일 수 있고,고속 FFT 전용 DSP칩을 개발 한다면 실시간 처리가 가능할 것으로 판단 된다.

Ⅴ. 결 론

본 논문에서는 오프라인 방법에 의한 서명인식 장치를 연구하는데 그 목적이 있으며, 2차원 공간 스펙트럼으로부터 가장 효율적인 특징을 추출한 다음 신경망에 의한 인식 시스템을 제안하고, 성능을 평가하였다. 스캐너를 통하여 입력된 서명영상은 전처리 과정을 거쳐 265×128 영상으로 정규화하여 블록 단위로 분리한다. 블록은 성능 평가를 위해 32×32, 64×64로 나누어 실행하였다. 분리된 각각 블록은 2차원 FFT에 의해 공간 스펙트럼을 구한 다음 최적 특징 파라미터를 구하기 위해 여러 가지 분포 특징을 구하여 분석하였다. 인식 대상 서명은 10 사람으로부터 각각 10개의 서명을 받아서 각각 2개 서명씩, 20개를 학습한 후에 나머지 80개에 대해 인식을 실행하였다. 실험 결과 한개 서명에 대해 32×32 블록에서 코너 영역성분의 평균값에 의한 특징 추출 시간은 PC 386/DX를 사용하였을 때 21초 걸리며 인식율은 87.5%가 되었다. 64×64 블록 단위에서 구해진 스펙트럼으로부터 최적 특징은 (0,0),(63,0)위치의 0°, 90°사이에서 추출된 파라미터를 사용 하였을 때 92.5%의 인식률을 얻었으며 특징 추출 수행 시간은 25초가 걸렸다. 두개의 블록 분리에서 성능 대 시간 비로 볼 때 64×64 블록이 효율적이며 동일한 스펙트럼 분포 내에서도 특징 추출 방법에 따라 인식율에 크게 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 앞으로 블록 단위를 확장하고 고속 FFT를 위한 전용 DSP 처리용 하드웨어를 개발 이용한다면 실시간에 가까운 처리와 인식률을 향상시킬 수 있으며 실용화의 가능성이 있을 것으로 본다.

參 考 文 獻

[1] Rafael C.Gonzalez and Paul Wintz, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company,1987.

[2] Ching Y.Suen and Renato De Mori, *Computer Analysis and Perception Visual Signal*, Vol.I,CRC Press,Inc, 1982.

[3] 田村秀行 監修, - 映像處理入門,日本工業技術 - 編, 1985.

[4] E.Oran Brigham, *The Fast Fourier Transform and It's Applications*, Prentice-Hall,1988.

[5] Paul M.Embree, *C Language Algorithms for Digital Signal Processing*, Prentice-Hall, pp.356-411, 1991.

[6] Craig A.Lindley, *Practical Image Processing in C*,John Willy &Sons,Inc, 1991.

[7] Y.Hirai, "A Model of Human Associative Processor(HASP)," *IEEE Trans.on SMC*-13, no.6,pp.851-857,1983.

[8] Patrick K. Simpson, *Artificial Neural Systems*, Pergamon Press,1990.

[9] R.M.Crownover and J.M.Keller "Optimized Training of Feed-Forward Neural Networks," NAFIPS-'91, pp.269-273, May 1991.

[10] M.Ahmadian and R.Pimmel "Recognizing Unseen Classes withNeural Networks," NAFIPS-'91, pp.274-278, May 1991.

[11] Nam Su Park, Sang Burm Rhee, "A Study on Signature VerificationUsing The Neuro Fuzzy," JTC-CSCC '92, pp. 391-394, 1992.

[12] 長谷川孝明,溺倉 幸雄,律田 雄側, "2次元空間 -

- 用 手書 文字 筆者認識," 電子情報通信學會論文誌, vol.J73-D-II, No.12, pp.2083-2085, 1990.

著 者 紹 介

南 侍 秉(正會員)

1953年 3月 3日生. 1980年 단국대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1982年 단국대학교대학원 전자공학과(공학석사). 1989년 3월~1993年 현재 단국대학교 대학원 박사과정 재학중. 1986年 ~1991년 삼척공업전문대학 전자과 조교수. 1991年 ~ 현재 삼척 산업대학교 전자공학과 조교수. 주관심분야는 컴퓨터 구조, 화상처리, 인공지능, 패턴인식 등임

李 相 範(正會員)

1951年 2月 3日生. 1974年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업. 1978年 8月 서울대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1986年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 공학박사. 1979年 9月 ~ 1983년 2月 단국대학교 전자공학과 교수. 1983年 10月 ~ 1984年 12月 미국 IOWA 대학 컴퓨터공학과 객원교수. 1983年 3月 ~ 현재 단국대학교 컴퓨터공학과 교수. 주관심분야는 컴퓨터 구조, 컴퓨터 응용, 영상인식 등임.

朴 振 陽(正會員)

1957年9 月 18日生. 1982年 단국대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1984年 단국대학교대학원(공학석사). 1989年9월 ~ 현재 단국대학교 대학원 박사과정 재학중. 1988年 ~ 1990년 인하공업전문대학 전자계산과 전임강사. 1990年 ~ 현재 인하공업전문대학 전자계산과 조교수. 주관심분야는 마이크로 프로세서 응용, 패턴인식, 화상처리, 인공지능, 퍼지논리 등임