

신경회로망과 퍼지 추론에 의한 필기체 숫자 인식

고 창 룡*

Recognition of Handwritten Digits Based on Neural Network and Fuzzy Inference

Chang-Ryong Ko*

요 약

본 논문은 퍼지추론을 이용하여 신경회로망의 필기체 숫자 인식 개선 방법을 제안하였고 실험을 통하여 확인하였다. 신경회로망은 학습 시간이 오래 걸리고, 학습한 패턴에서는 100% 인식을 보였다. 그러나 신경회로망은 시험 패턴에서는 좋은 결과를 보여주지 못했다. 실험결과 신경회로망의 인식률과 오인식률이 각각 초기 89.6%, 10.4%에서 90.2%, 9.8%로 각각 향상되었다. 특히, 숫자 3과 5에서 오인식률을 크게 감소시켰다. 실험에서 퍼지 소속 함수의 추출을 숫자의 밀도로 사용하였으나 필기체 숫자는 입력 패턴이 다양하기 때문에 다양한 특성을 추출하고 복합적으로 퍼지 추론을 사용해 더 나은 인식을 높여야 한다. 또한 퍼지추론을 엄격하게 적용하기보다는 입력 패턴을 매칭 할 때 퍼지 추론을 적용하는 것을 제안한다.

▶ Keyword : 신경회로망, 퍼지추론, 숫자 인식, 필기체

Abstract

We present a method to modify the recognition of neural networks by the fuzzy inference in a handwritten digit recognition with large deformations, and we verified the method by the experiment. The neural networks take long time in learning and recognize 100% on the learning pattern. But the neural networks don't show a good recognition on the testing pattern. So, we apply the modified method as the fuzzy inference. As a result, the recognition and false recognition of neural networks was improved 90.2% and 9.8% respectively at 89.6% and 10.4%

• 제1저자: 고창룡 • 교신저자: 고창룡

• 투고일 : 2011. 09. 01, 심사일 : 2011. 09. 12, 게재확정일 : 2011. 09. 23.

* 부산대학교 전자공학과(Dept. of Electronic Engineering, Busan National University)

* 부산교육연구정보원(Busan Education Research & Information Center)

initially. This approach decreased especially the false recognition on digit 3, 5. We used the density of digit to extract the fuzzy membership function in this experiment. But, because the handwritten digit have varified input patterns, we will get a better recognition by extracting varified characteristics and applying the composite fuzzy inference. We also propose the application of fuzzy inference on matching the input pattern, than applying strictly the fuzzy inference.

▶ Keyword : Neural Network, Fuzzy Inference, Digit Recognition, Handwritten

I. 서 론

사람과 컴퓨터의 만남, 즉 인간과 기계가 지식과 사고체계를 공유하여 인간의 의사전달 수단과 동일한 음성과 문자 또는 화상을 통해 의사소통이 가능하고 사람의 지식을 표현할 수 있으며 인간과 유사한 형태의 추론이 가능한 컴퓨터를 만들려고 하는 것이 오늘날 컴퓨터를 연구하는 모든 사람들의 궁극적인 구현 목표라 할 수 있다. 따라서 어떠한 방법으로도 인간에 준한 직관(Intuition)과 경험에 바탕을 둔 애매 모호한 사고와 추론기능을 객관화하고 정량화시켜 알고리즘 형태로 수식화하여 컴퓨터상에 구현하지 않고서는 인간과 같은 능력을 갖는 인공지능(Artificial Intelligence) 컴퓨터의 실현은 어려운 것이므로 완벽한 인공지능의 실현을 위해서 Fuzzy 이론의 도입은 필연적이다[1]~[4].

또한 신경회로망은 수 많은 뉴런(Neuron)에 분산 저장되는 정보가 동시에 처리되는 병렬 분산처리 방식으로 데이터 처리가 가능하고, 기억되어 있는 데이터와 유사한 입력정보가 들어왔을 때 그것을 확률적으로 근사화하여 관련된 지식을 기억하는 연상기억능력이 있고 고장극복, 과거의 경험을 이용한 자기조정의 학습기능을 갖고 있어 현재 패턴 인식, 신호처리, 최적화, 제어기 설계 등에 광범위하게 응용되고 있다 [5]~[6].

인간이 사용하고 있는 애매한 표현 처리와 저장된 지식으로부터 새로운 지식을 추론해낼 수 있는 논리성과 추론성을 갖고 있는 Fuzzy논리[7]~[8]와, 과거의 경험을 이용한 자기조직(Self-Organization)의 학습(Learning)능력을 갖는 신경회로망의 합성(Composition)혹은 융합(Fusion)으로 상호보완의 관계를 갖는 두 이론[9]~[12]을 결합하여 보다 나은 성능을 갖는 시스템으로 인간의 사고 능력에 접근하고자 하는 연구가 활발히 전개되고 있다.

퍼지이론은 논리적인 기반하에 애매한 정보를 처리, 추론하는 데 적합하고 자연어적인 표현을 통해 고차적인 처리를 하는 데 유용한 반면[13]~[15], 신경회로망은 학습능력을

가지고 있어서 시스템 구성에 유연성이 크고 패턴처리에 우수 한데 이 두 시스템의 공통점은 인간의 사고에 근사적으로 정보를 처리할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 두 시스템을 접목시켜 왜곡과 잡음이 많은 필기체 숫자를 대상으로 실험을 하였다.

신경회로망으로 필기체 숫자를 인식할 때, 문제시되는 것은 다음 두 가지 사항이다.

첫째 학습에 시간이 오래 걸리고 구조 결정문제와 같은 학습에 어려움이 있다.

둘째는 학습이 완료된 후 학습 패턴 외에 일반적인 시험 패턴에 대해서는 학습시와 같이 매우 좋은 결과를 얻지 못하며 사람이 눈으로 인식을 할 수 있지만 신경망의 출력은 다른 숫자를 오인식하는 결과를 얻을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 퍼지 이론을 이용한 추론 방법으로 신경망의 오인식을 줄이는 연구를 진행하였다.

II. 숫자인식과 신경회로망

많은 문서를 신속 정확하게 컴퓨터에 입력하기 위해서는 정보 입력의 자동화가 필요하다. 문서 정보의 자동 입력에서는 사람이나 인쇄 매체에 의해 작성된 문서를 카메라나 스캐너를 이용, 영상 형태로 컴퓨터에 입력하고 이를 분석하여 비 문자 영역은 영상 압축 기법인 그림 형태로 만들어 저장하고, 문자 영역은 문자인식을 수행한 수 텍스트 파일로 저장된다. 문자인식은 문자 영상 정보를 얻는 방식에 따라 온라인(On-Line)인식과 오프라인(Off-Line)인식으로 나뉘어진다.

온라인 인식에서는 태블릿(Tablet) 위에 글자를 씌고 동시에 입력되는 글자의 순서 정보를 이용하여 인식한다. 오프라인 인식에서는 기록된 문서를 스캐너와 같은 영상 입력 장치로 입력한 후 문서 영상 내의 글자를 인식한다. 여기에는 대상 문자가 인쇄체인가 필기체인가에 따라 인쇄체 문자인식과 필기체 문자인식으로 나뉘어진다.

인식방법에 있어서는 여러 가지가 있으나 최근에 들어와서는 신경회로망의 학습 과정을 통해 문자 인식에 필요한 정보

를 습득하는 연구가 활발히 전개되고 있다.

문자인식 과정은 그림 1과 같다. 입력 영상을 스캐너로 받아서 인식 대상이 되는 문자를 추출하기 위한 과정이 전처리 단계이고, 추출한 문자영상에서 문자의 특징을 다시 추출한 다음 인식을 하게 된다. 인식이 끝나면 인식된 결과에 대해 오인식을 바로잡을 수 있도록 후처리 단계를 행하게 된다.

문자인식(패턴 인식)에서 신경회로망의 장점은 다음과 같다.

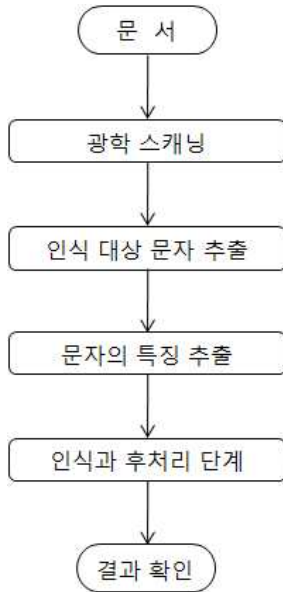


그림 1. 문자인식 시스템의 순서도
Fig. 1. Flowchart of the character recognition system

첫째, 패턴 인식에 필요한 많은 양의 데이터를 병렬 처리할 수 있고 인식대상 문자 수에 상관없이 인식에 걸리는 시간을 일정하게 한다.

둘째, 패턴 인식과 같은 수학적 알고리즘의 적용이 곤란한 문제가 학습 방법에 의해 효과적으로 처리 가능하다.

셋째, 패턴 인식에 있어 자주 발생하는 잡음이나 애매한 데이터를 효과적으로 처리할 수 있고 학습과 기억을 통해 문자를 인식하므로 훈련되지 않은 다른 문자체에도 약간의 학습 과정을 통해 쉽게 적용한다.

넷째, 간단한 학습에 의해 개발 가능하므로 다른 방식에 비해 개발이 훨씬 단축된다.

이처럼 문자 인식에서의 신경회로망의 성능은 어느 정도의 변형이나 불완전한 입력에 잘 적용하여 매우 우수한 성능을 보인다. 특히 왜곡과 잡음이 많은 필기체 문자 인식에 적합하여 본 논문에서는 필기체 숫자를 대상으로 신경회로망을 이용

하여 실험을 하였다.

신경회로망을 이용한 필기체 숫자 인식에서 학습한 데이터에 대해서는 100%의 인식률을 보이나 단점으로는 속도가 매우 낮고 학습하지 않은 일반적인 시험 데이터에는 오인식률이 크다. 따라서 신경회로망의 학습 데이터를 퍼지 규칙의 소속함수값으로 설정하고 이를 일반적인 시험 데이터에 대해서 적용하였으며 신경회로망의 출력 중 -0.6이하의 인식이 모호한 패턴을 퍼지 추론 기관에 입력시켜 퍼지 추론하여 오인식의 수정을 하였다.

III. 퍼지추론을 이용한 필기체 숫자 인식

본 연구에서 사용한 신경회로망은 다층 퍼셉트론(MLP:Multi-layer perceptrons)이고 학습 알고리즘은 오차를 역전파하는 역전파 학습 알고리즘을 사용하였다. 그런데 역전파 학습은 오차를 측정하는 오차함수로 Squares error function을 사용하기 때문에 학습한 데이터에 대해서는 100%를 인식하고 있으나 일반적인 시험 데이터에 대해서는 학습시와 같이 좋은 인식률을 얻지 못한다. 표 1은 다층 퍼셉트론으로 인식한 결과를 보여 주고 있다.

표 1. 신경회로망의 필기체 숫자 인식률
Table 1. Probability of handwritten numbers recognized by the neural network

Class	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total [%]
0	46	0	0	2	0	0	1	0	1	0	92
1	0	48	0	0	0	0	0	1	1	0	96
2	1	0	43	1	2	0	1	0	1	1	86
3	0	0	1	36	0	6	1	3	2	1	72
4	0	1	2	0	45	1	0	0	0	1	90
5	2	0	0	3	1	43	0	1	0	0	86
6	0	0	1	0	1	0	48	0	0	0	96
7	0	0	0	0	0	0	0	50	0	0	100
8	1	0	0	0	1	1	0	0	45	2	90
9	1	0	0	0	1	0	0	2	0	44	88
평균											89.60

전체 인식률은 89.6%이고 오인식률은 10.4%이다. 표에서 가장 낮은 인식률을 보이고 있는 것은 숫자 3이다. 이는 5와 7로 오인식을 많이 하고 있으며 숫자 5 또한 3으로 오인식을 많이 하고 있다. 이와 같은 오인식을 줄이기 위해 숫자에 대한 특징을 소속함수로 나타내고 각 숫자에 대한 규칙을 정하여 퍼지추론을 적용하여 오인식을 줄이고자 하였다. 본 논문의 전체적인 시스템의 구성은 그림 2와 같이 크게 세 부분

으로 나누어 볼 수 있다.

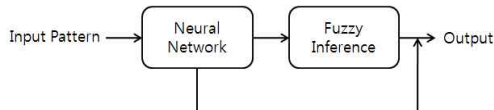


그림 2 퍼지추론을 이용한 신경회로망의 시스템 구성도
Fig. 2. Neural network system configuration using fuzzy reasoning

첫째, 입력 패턴의 형태는 그림 3과 같으며 학습과 시험 패턴에 사용된 필기체 숫자는 Tag Image File을 16 gray level로 만든 것으로 한 숫자는 12x12 픽셀을 가지고 있으며 gray level을 그대로 입력시키므로 한 픽셀을 0~15(f)까지의 16진수의 값을 가진다. 학습패턴은 각 숫자당 100개씩 그리고 시험패턴은 각 숫자당 50개씩 총 1500개를 대상으로 하였다.

Index = 68	Index = 26	Index = 5	Index = 2	Index = 8
00016bc93000	005abbb68000	000000348b50	00038acc800	0168bdcc700
002b663bc100	00cee77be800	000003fda720	002e47556f20	028753102f20
00c0006f800	000000003d00	000007c10000	000000002e10	000ad8104d00
03e20005eb00	000000005c00	00000b900000	00000000a700	0003a301d500
079000026e30	00000004e400	00002e820000	0000000ab000	00002b5b9000
096000000b60	000000adf900	00002dfec500	0000009d2000	000000ee0000
096000000970	00000234d500	00000266d900	000007c20000	000006a6v100
079000000990	000000004c00	00000003e600	00006e200000	00003d007700
01e400000950	001300007900	0000005cc100	0002e5000000	0000d6001c00
008d50002c20	01e52003e200	01856cfc5000	002e40000000	0003d0000c00
0006e966b700	007c858e5000	05effb510000	01cc00000000	0002d3129a00
000015894000	00005a920000	007840000000	007000000000	00004bca7000

그림 3 사용된 입력패턴의 형태
Fig. 3. The type of input patterns

둘째, 신경회로망부분으로 입력 모드는 144개(12x12)이고, 은닉노드(중간노드)는 30개이고 출력노드는 숫자 0~9까지의 10개로 총 가중치의 수는 4660개이다. 여기서 중요한 내용으로 신경망의 출력으로 나온 값 중 어떠한 패턴을 퍼지 추론기관에 입력시킬 것인가에 대한 실험은 다음과 같다. 입력패턴에 대한 신경망의 출력 중 신경망이 확실하게 인식하는 패턴에 대해서는 1에 가까운 값을 출력하고 인식이 모호한 패턴에 대해서는 -1에 가까운 값을 출력한다. 따라서 오인식 패턴에 대해 통계적인 방법을 취하여 -0.6이하의 신경회로망의 출력값을 퍼지추론 기관에 입력시켰다.

셋째, 퍼지 추론 부분으로 각 숫자의 특징에 대한 소속함수를 추출하여 퍼지규칙을 다음과 같이 적용하였다.

1. 소속함수의 추출

소속함수의 추출 특징은 각 gray level의 밀도(농도)를 사용하였다. 2개의 행을 더해 하나의 행으로 표시하고, 흑·백의 16진수(0~f)로 밀도를 사용하여 6 × 12의 행렬로 나타내어 12개의 원소값을 소속함수로 사용하였다. 표 2와 같이 첫번째 행과 두 번째행을 합하여 하나의 행으로 간주하여 100개의 학

습 데이터를 더해 6 by 12 형태로 소속함수를 사용하였다.

표 2 소속함수의 추출(숫자 0에 대한 부분)

Table 2. Extraction of the membership function (the part about the number zero)

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
0-1	0	21	114	238	454	790	1091	1264	1178	875	422	76
2-3	36	285	676	1052	1321	1510	1509	1265	1356	1623	1351	320
4-5	249	906	1420	1333	1068	608	220	183	611	1446	1435	492
6-7	47	315	678	1052	1321	1510	1509	1265	1356	1633	1381	332
8-9	45	315	692	1056	1324	1517	1523	1284	1381	1637	1356	320
10-11	36	291	693	1073	1339	1525	1522	1271	1357	1623	1351	320

2. 퍼지 숫자화

위의 표에서 밑줄친 글씨부분은 12개의 원소값 중 최대값을 나타내는데 이것을 소속함수값 1로 나타내고 나머지 11개의 값을 이 값으로 나누어 삼각 퍼지 함수로 만들었다. 그리고 삼각 퍼지함수를 만들 때의 조건인 정규화(최대소속함수값은 1)되고 불록하게 되어야 하므로 그림 4와 같이 불록하지 않는 함수는 강제적으로 불록하게 하였다.

$$\text{소속함수값} = \frac{\text{현재 데이터값}}{\text{최대 데이터값}} \dots\dots\dots 1)$$

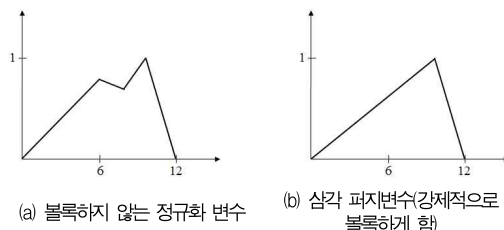


그림 4 숫자 0의 2~3행 삼각 퍼지 함수
Fig. 4. Triangular fuzzy function of zero for 2~3 rows

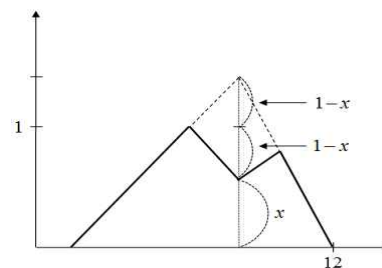


그림 5 강제적으로 불록하게 한 삼각 퍼지 함수
Fig. 5. Triangular fuzzy function with made forcefully raised

그림 4의 (b)와 같이 강제적으로 불록하게 한 방법은 왼쪽에 Curve를 따라 감소하는 지점을 left라 하고 오른쪽에서 역시 Curve를 따라 감소하는 지점을 right라 하여 y = 1

축에 대칭 이동시켰다.

3. 퍼지 규칙

각 숫자의 특징인 픽셀의 밀도를 이용하여 퍼지 숫자화한 후 소속함수를 이용하여 식 (2)와 같은 형태의 If-Then 규칙을 만들었다.

R0 : If x0 is r0 and x1 is r1 and ... x5 is r5 then out is digit 0

R1 : If x0 is r0 and x1 is r1 and ... x5 is r5 then out is digit 1

(2)

R9 : If x0 is r0 and x1 is r1 and ... x5 is r5 then out is digit 9

위 식에서 r0~r5까지는 6개의 레벨을 가진 학습 패턴의 소속함수값을 나타내고 x0~x5까지는 시험 패턴의 소속함수값인 퍼지 집합이 입력으로 들어간다.

4. 퍼지 추론

추론 규칙으로는 Mamdani의 min 연산을 하였으며 조건의 각 입력에 대해서 일도 값의 소속함수 값을 계산하고 그 소속 함수값 중 가장 작은 값을 취하는 min 연산을 하여 결론부에 전달하여 준다. 결론부에서는 각 규칙들의 소속함수를 합하는 max 연산을 한다. 그리고 max 연산의 결과값 중 근사적인 값을 취하는 비퍼지화 방법은 최대값 방법을 사용했다. 이 방법을 사용한 이유는 퍼지 제어에서는 결론부의 각 소속 함수의 전체적인 영향을 고려해야 하기 때문에 무게 중심법이 잘 적용되나, 인식에서는 최대의 소속함수를 가지고 있는 퍼지 숫자를 선택하면 되므로 최대값 방법을 사용했다.

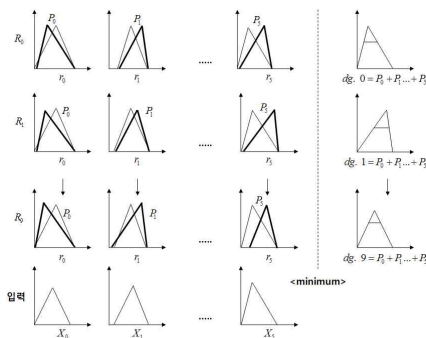


그림 6. 퍼지추론 과정
Fig. 6. Process of fuzzy inference

그림 6은 각 숫자에 대한 6개의 퍼지집합을 입력값으로 갖는 추론 과정을 나타내었다. 그림에서 가시선 부분은 입력 시험 패턴을 나타내고 굵은선 부분은 각 숫자에 대한 학습 패턴의 소속함수값을 나타내고 있다. 그리고 학습 패턴의 소속함수값과 입력 패턴의 소속함수값을 비교하였을 때(minimum 연산 후) 최대값 방법은 입력 패턴과 학습 패턴의 소속함수값이 얼마나 잘 일치 하는가를 나타낸다.

IV. 실험 및 고찰

본 논문은 C언어로 구현하였고 입력 패턴으로 사용한 데이터는 12x12 픽셀의 각 숫자당 학습 패턴 100개, 시험 패턴 50개, 총 1,500개의 표준 데이터를 OFF-Line 처리한 후 신경회로망의 입력으로 사용하였으며, 신경회로망의 출력 중 여러 차례 실험한 결과 통계적인 방법을 취하여 -0.6이하의 값을 가진 것을 퍼지 추론 기관에 입력시켰다.

시험 패턴 중 각 숫자의 특징으로 밀도값을 선택하여 0~16(0~f)의 값인 2행 씩 더한 결과 값을 추출하여 최대값 1로 정규화 시켜 y=1의 축으로 대칭 이동시켜 강제적으로 불룩하게 하여 삼각 퍼지 함수로 나타내었으며, 이것을 학습 패턴에 대해 각 숫자당 100개로 전부 합산 누계를 내어 소속함수값으로 추출하여 각 숫자의 소속 함수값으로 Minimum 연산을 하여 퍼지추론 하였고, 퍼지 추론한 결과의 각 숫자당 6개의 출력값 중 최대값 방법을 선택하여 최고 큰 값이 선택되어 해당 숫자를 인식하였다. 실험은 신경회로망 부분과 퍼지 추론하는 부분, 그리고 각 숫자당 밀도값을 더한 값의 결과값을 구하는 부분으로 크게 세 부분으로 나누어서 실험하였다. 그리고 신경회로망의 출력 부분만의 필기체 숫자 인식률과 퍼지 추론을 이용 신경회로망의 필기체 숫자의 오인식 수정 방식을 사용한 인식률을 비교하였는데 신경회로망의 인식률이 89.6%, 오인식률이 10.4%이고, 특히 숫자 3과 5에 대한 인식률이 72%와 84%로 가장 낮았으나, 퍼지 추론을 이용한 신경회로망의 인식률이 90.2%로 전체적으로 약간 증가하였으며 또한 숫자 3과 5에 대한 인식률은 78%와 86%로 오인식률을 크게 줄일 수 있었다.

표 3. 각 숫자당의 신경회로망 출력

Table 3. Neural network output for each of the numbers

숫자	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0
3	1	2	0	0	1	0	0	0	1	0
4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
5	1	2	0	0	1	1	1	1	2	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
7	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
8	1	0	1	0	0	2	1	0	0	0
9	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0

숫자	.1	.2	.3	.4	.5	.6	.7	.8	.9	계
0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	45
1	0	0	0	3	0	0	0	1	2	44
2	0	1	2	0	1	0	1	2	0	36
3	1	2	0	1	0	2	1	0	0	38
4	1	0	2	0	0	1	0	1	2	42
5	0	0	0	0	2	1	2	3	1	32
6	0	0	0	0	0	0	0	0	3	46
7	0	0	0	0	0	0	2	2	0	44
8	0	1	0	1	0	0	2	3	3	35
9	0	0	0	0	1	1	2	2	1	42

일반적으로 신경회로망의 출력은 학습한 패턴에 대해서는 100%의 인식률을 보이고 있으나 학습 속도가 늦고 시간이 오래 걸리며 학습하지 않은 시험 패턴에 대해서는 표 3과 같이 오인식이 많이 발생한다.

표 4. 숫자 0에 대한 학습 패턴의 소속함수값

Table 4. Membership function value of learning patterns for the number zero

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
0~1	0	21	114	238	454	790	1091	1264	1178	875	422	76
2~3	36	285	676	1052	1321	1510	1509	1265	1356	1623	1351	320
4~5	249	906	1420	1333	1068	608	220	183	611	1446	1435	492
6~7	47	315	678	1052	1321	1510	1509	1265	1356	1633	1381	332
8~9	45	315	682	1056	1324	1517	1523	1284	1381	1637	1356	320
10~11	36	291	683	1073	1339	1525	1522	1271	1357	1623	1351	320

표 4는 값은 숫자 0에 대한 밀도를 학습 패턴 100개의 값에 대한 더한 결과 값을 나타내고 있으며 밑줄 친 부분은 최대값을 가리키고 있다.

그림 7은 일반적인 학습 패턴에 대한 불록하지 않은 함수를 강제적으로 삼각 퍼지 변수로 만들기 위해 왼쪽에서 감소하는 부분과 오른쪽에서 감소하는 부분을 찾아내는 결과 소속 함수 그림들이다.

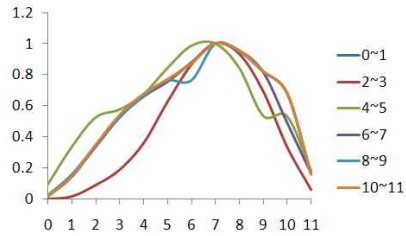


그림 7. 숫자 0에 대한 불록한 지점
Fig. 7. Convex point on the number zero

표 5. 강제적으로 불록하게 한 정규화된 소속함수값

Table 5. Normalized membership functions with made forcefully raised

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
0~1	0.000	0.017	0.090	0.188	0.359	0.625	0.863	1.000	0.932	0.692	0.334	0.060
2~3	0.018	0.144	0.341	0.531	0.667	0.762	0.877	1.000	0.954	0.819	0.682	0.162
4~5	0.092	0.334	0.524	0.575	0.673	0.843	0.986	1.000	0.842	0.534	0.530	0.182
6~7	0.023	0.157	0.339	0.526	0.660	0.755	0.878	1.000	0.955	0.816	0.690	0.166
8~9	0.023	0.158	0.348	0.531	0.665	0.762	0.765	1.000	0.951	0.823	0.681	0.161
10~11	0.018	0.147	0.351	0.543	0.678	0.772	0.873	1.000	0.966	0.822	0.684	0.162

표 5에서는 그림 7의 결과를 사용하여 학습 패턴 100개에 대한 결과값을 강제적으로 불록하게 만든 최종적인 정규화된 소속 함수값을 나타내었으며 아래의 그림 8은 표 5를 삼각 퍼지 변수인 소속 함수값으로 나타낸 것이다.

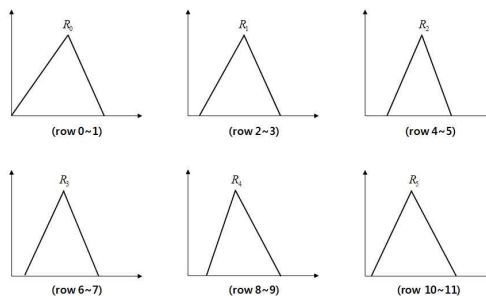


그림 8. 숫자 0의 소속함수
Fig. Membership function of the number zero

다음은 학습되지 않은 일반적인 시험 패턴에 대한 실험 결과값을 보면 아래와 같다(표본적으로 숫자 0에 대한 실험 데이터 값).

표 6은 숫자 0에 대한 50개의 시험 패턴에 대하여 밀도(농도)값인 2행을 하나의 행으로 더한 누계값이다.

표 6. 2행의 합

Table 6. Sum of 2 rows

0.000	0.000	1.000	21.000	24.000	22.000	21.000
12.000	2.000	0.000	0.000	0.000		
0.000	0.000	13.000	30.000	3.000	0.000	3.000
18.000	26.000	1.000	0.000	0.000		
0.000	0.000	25.000	21.000	0.000	0.000	0.000
0.000	17.000	16.000	0.000	0.000		
0.000	0.000	29.000	18.000	0.000	0.000	0.000
0.000	20.000	17.000	0.000	0.000		
0.000	0.000	20.000	24.000	5.000	0.000	6.000
22.000	25.000	3.000	0.000	0.000		
0.000	0.000	0.000	9.000	17.000	20.000	20.000
15.000	2.000	0.000	0.000	0.000		

표 7. 1번째 정규화

Table 7. The first normalization

0.000	0.000	0.042	0.875	1.000	0.917	0.875	0.500
0.083	0.000	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.433	1.000	0.100	0.000	0.100	0.600
0.867	0.033	0.000	0.000				
0.000	0.000	1.000	0.840	0.000	0.000	0.000	0.000
0.680	0.640	0.000	0.000				
0.000	0.000	1.000	0.621	0.000	0.000	0.000	0.000
0.690	0.586	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.800	0.960	0.200	0.000	0.240	0.880
1.000	0.120	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.000	0.450	0.850	1.000	1.000	0.750
0.100	0.000	0.000	0.000				

표 7은 표 6번의 값을 각 행으로 크기를 최대값인 1로 정규화 시킨 결과 값이다.

표 8. 2번째 정규화

Table 8. The second normalization

0.000	0.000	0.042	0.875	1.000	0.917	0.875	
0.500	0.083	0.000	0.000	0.000			
0.000	0.000	0.217	0.500	0.950	1.000	0.950	0.700
0.433	0.017	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.500	0.580	1.000	1.000	1.000	1.000
0.340	0.320	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.500	0.690	1.000	1.000	1.000	1.000
0.345	0.293	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.400	0.480	0.900	1.000	0.880	0.560

0.500	0.060	0.000	0.000				
0.000	0.000	0.000	0.450	0.850	1.000	1.000	0.750
0.100	0.000	0.000	0.000				

표 8은 표 7의 값을 y=1축으로 대칭 이동시켜 강제적으로 불록하게 하여 삼각 퍼지 함수값으로 만들었다.

표 9. 숫자 0에 대한 소속함수값(학습패턴 100개를 누계한 결과값)

Table 9. Membership function value for the number zero(Accumulated 100 training patterns)

0.000	0.017	0.090	0.188	0.359	0.625	0.863	1.000
0.932	0.692	0.334	0.060				
0.018	0.144	0.341	0.531	0.667	0.762	0.877	1.000
0.954	0.819	0.682	0.162				
0.092	0.334	0.524	0.575	0.673	0.843	0.986	1.000
0.842	0.534	0.530	0.182				
0.023	0.157	0.339	0.526	0.660	0.755	0.878	1.000
0.955	0.816	0.690	0.166				
0.023	0.158	0.348	0.531	0.665	0.762	0.765	1.000
0.951	0.823	0.681	0.161				
0.018	0.147	0.351	0.543	0.678	0.772	0.873	1.000
0.956	0.822	0.684	0.162				

표 9은 숫자 0에 대한 기준이 되는 학습 패턴의 소속 함수 값을 나타내고 있다.

표 10. 퍼지 추론(2번째 정규화)

Table 10. Fuzzy Inference(Second normalization)

x0 :	0.000	0.000	0.042	0.188	0.359	0.625	0.863
0.500	0.083	0.000	0.000	0.000			
x1 :	0.000	0.000	0.217	0.500	0.667	0.762	0.877
0.700	0.433	0.017	0.000	0.000			
x2 :	0.000	0.000	0.500	0.575	0.673	0.843	0.986
1.000	0.340	0.320	0.000	0.000			
x3 :	0.000	0.000	0.339	0.526	0.660	0.755	0.878
1.000	0.345	0.293	0.000	0.000			
x4 :	0.000	0.000	0.348	0.480	0.665	0.762	0.765
0.560	0.500	0.060	0.000	0.000			
x5 :	0.000	0.000	0.000	0.450	0.678	0.772	0.873
0.750	0.100	0.000	0.000	0.000			

표 10은 숫자 0에 대한 학습 패턴의 소속함수값과 시험 패턴을 Mamdani의 Minimum 연산한 결과 값이다.

표 11. 퍼지 추론한 각 행부분의 최대값 선택

Table 11. The maximum value for each row by fuzzy Inference

dg.0 : 0.863 0.877 1.000 1.000 0.765 0.873
 dg.1 : 0.500 0.707 1.000 1.000 0.708 0.750
 dg.2 : 0.875 0.847 1.000 0.907 0.848 0.847
 dg.3 : 0.876 0.700 1.000 0.909 0.667 0.750
 dg.4 : 0.798 0.887 0.964 1.000 0.847 0.763
 dg.5 : 0.658 0.836 0.932 1.000 0.985 0.883
 dg.6 : 0.718 0.729 0.817 0.937 1.000 0.918
 dg.7 : 0.875 0.928 1.000 0.935 0.717 0.618
 dg.8 : 0.746 0.893 0.987 0.875 1.000 0.871
 dg.9 : 0.880 1.000 0.988 0.795 0.762 0.731

표 12. 최대값을 반영한 해당 숫자 인식

Table 12. Number recognition applied to the maximum value

숫자	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
해당 값	5.37	4.66	5.32	4.90	5.25	5.29	5.11	5.07	5.37	5.15
값	8	5	4	2	9	4	9	3	2	6

계속해서 숫자 1~9까지 실험을 반복하여 그 결과값을 아래와 같이 표 13에 나타내었다.

표 13. 퍼지 추론 및 신경회로망에 의한 필기체 숫자 인식 결과
 Table 13. Result of Handwritten digits recognition based on fuzzy inference and neural network

Class	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Total (%)
0	46	0	0	3	0	0	1	0	0	0	93
1	0	48	0	0	0	0	0	1	1	0	96
2	0	0	43	3	2	0	1	0	1	0	87
3	0	0	0	41	0	4	0	3	2	0	78
4	0	1	2	0	45	1	0	0	0	1	90
5	1	0	0	5	1	42	0	1	0	0	86
6	0	0	1	0	1	0	48	0	0	0	96
7	0	0	0	0	0	0	0	50	0	0	100
8	1	0	0	1	1	1	0	0	44	2	88
9	1	0	0	0	1	0	0	2	2	44	88
평균											90.20

표 13에서 보는 것과 같이 실험에서 전체 인식이 90.2%로 표 1에 나타난 신경회로망의 출력 89.6%에서 증가한 실험 결과를 나타내었다.

V. 결론

본 논문은 왜곡과 잡음이 많은 필기체 숫자 인식에서 신경회로망의 오인식을 퍼지 추론에 의한 수정 방법을 제안하였고 실험을 통하여 확인하였다. 신경회로망의 결점인 학습 시간이

오래 걸리는 것과 학습한 데이터에 대해서는 100%의 인식을 보이나 학습하지 않은 일반적인 시험 데이터에서는 좋은 결과를 얻지 못하는 점에 대한 보완의 방안으로 퍼지 추론을 적용한 결과 전체적인 성능이 증가하였고, 특히 각 숫자 사이의 오인식의 편차가 크게 감소하였다.

실험결과 신경회로망의 인식이 89.6%, 오인식이 10.4%였지만 퍼지 추론을 이용한 인식률은 90.2%, 오인식률이 9.8%로 감소하였으며 특히 숫자 3과 5의 오인식률은 크게 줄일 수 있었다.

참고문헌

- [1] E. H. Mamdani, "Application of fuzzy algorithm for control of simple dynamic plant", IEEE Proc. Control and Science, Vol.121, No.12, pp.1585-1588, Dec 1974.
- [2] M. W. Kim, S. Y. Bang, Easy Neural Network Computer, The Electronics Times, Oct 1992.
- [3] Seung Yeob Baeg, Dong Hoon Kim, Ho Sun Chung, "The Recognition of Korean Character Using Preceding Layer Driven MLP ", The Institute of Electronics Engineers of KOREA, Vol. 28, No 5, pp.65-76, May 1991.
- [4] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural System, West Publishing Co., 1992.
- [5] H. L. Jeon, H. C. Cho, "Fusion Technique of Fuzzy Neural Network", The Institute of Electronics Engineers of KOREA, Vol. 18, No. 10, pp.775-780, Oct 1991.
- [6] J. K. Um, S. H. Won, Fuzzy Theory and System, Jungbosidae, Sep 1992.
- [7] Hyroyoshi Nomura, Isao Hayashi, Nobora Wakami, "A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method", IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.203-210, Mar 1992.
- [8] K. W. Lim, Y. H. Kim, H. Kang, H. T. Jeon, "Neural-fuzzy Convergence of the Automatic Generation of Fuzzy Control Rules", The Institute of

- Electronics Engineers of KOREA, Vol. 29, No. 11, pp.1066~1075, Nov 1992.
- [9] S. Horikawa, T. Furuhashi, S. Okuma, and Y. Uchikawa, "Composition Methods of Fuzzy Neural Networks", Proc. of IECON, Vol.2, pp.1253~1258, Nov 1990.
- [10] Yasuhiko Dote, "Fuzzy and Neural Network Controller", Proc. of IECON, Vol.2, pp.1315~1343, Nov 1990.
- [11] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, Parallel Distributed Processing, MIT Press, Cambridge, July 1987.
- [12] H. G. Lee, D. J. Sung, S. Y. Bang, "Hangul Character Recognition with Neural Networks", The Institute of Electronics Engineers of KOREA, Vol. 8, No. 10, pp.727~737, Oct 1991.
- [13] G. K. Sierra, J. O. Bulla, M. A. Melgarejo, "An Embedded Type-2 Fuzzy Processor For The Inverted Pendulum Control Problem", IEEE Latin America Transactions, Vol. 9, No. 3, pp.240~246, June 2011.
- [14] Mahdi Khezri, Mehran Jahed, "A Neuro--Fuzzy Inference System for sEMG-Based Identification of Hand Motion Commands", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 58, No. 5, May 2011.
- [15] William-Chandra Tjhi, Lihui Chen, "Dual Fuzzy Possibilistic Coclustering for Categorization of Documents", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 17, No. 3, June 2009.

저 자 소 개



고 창 룡

1984 : 충남대학교 전자공학과
공학사.

1994 : 충남대학교 전산교육과
교육학석사.

1999 : 부산대학교 전자공학과
박사수료.

현 재 : 부산교육연구정보원 정
보팀장

관심분야 : 컴퓨터공학

Email : useman@paran.com

