

RAM 기반 신경망의 MRD 기법에 관한 연구

이 동 형*, 김 성 진**, 박 상 무***, 이 수 동**, 옥 철 영**

A Study on MRD Methods of A RAM-based Neural Net

Dong-hyung Lee *, Seong-Jin Kim **, Sang-Moo Park ***, Soo-Dong Lee **,

Cheol-Young Ock **

요 약

다중 판별자를 가지는 RAM 기반 신경망은 단일판별자의 신경망보다 다범주에서 더 우수한 성능 가진다. 다중 판별자를 가지는 경험유관이진신경망과 3차원 뉴로 시스템(3DNS)은 RAM 기반 이진신경망의 단점인 추가 및 반복 학습, 일반화 패턴 추출 등을 개선하였다. 다중 판별자를 사용하는 신경망의 범주 결정 방법은 MRD 기법으로, 각 판별자의 출력합들 중 최대응답 값으로 결정된다. 그러나 학습 패턴량이 증가하면 신경소자와 판별자의 메모리 포화 문제가 발생되며, 이는 MRD의 변별력 저하로 전체 성능이 떨어지는 원인이 된다. 이를 해결하기 위해 기존 MRD의 성능을 향상시킬 수 있는 연구가 필요하다고 본다. 본 논문에서는 최적의 MRD 방법을 찾기 위해 사상 매칭, 누적 필터비, 원형 응답 차 그리고 제안된 MRD 기법들을 이용한 최적 MRD 기법 등을 제안하였다. 제안된 MRD의 평가는 3DNS에 전처리 과정 없이 MNIST의 NIST에서 제공하는 숫자 자료를 이용하였다. 제안된 기법들은 기존 MRD보다 우수한 인식률과 입력 패턴의 변형 및 노이즈에 대하여 안정적인 결과를 보였다.

Abstract

A RAM-based Neural Net(RBNN) which has multi-discriminators is more effective than RBNN with a discriminator. Experience Sensitive Cumulative Neural Network and 3-D Neuro System (3DNS) that accumulate the features point improved the performance of BNN, which were enabled to train additional and repeated patterns and extract a generalized pattern. In recognition process of Neural Net with multi-discriminator, the selection of class was decided by the value of MRD which calculates the accumulated sum of each class. But they had a saturation problem of its memory cells caused by learning volume increment. Therefore, the decision of MRD has a low performance because recognition rate is decreased by saturation. In this paper, we propose the

• 제1저자 : 이동형 교신저자 : 옥철영

• 투고일 : 2009. 08. 10, 심사일 : 2009. 08. 26, 게재확정일 : 2009. 09. 15.

* 한국폴리텍VII대학 울산캠퍼스 정보통신시스템과 **울산대학교 컴퓨터정보통신공학부

*** 영산대학교 교통시스템학과

method which improve the MRD ability. The method consists of the optimum MRD and the matching ratio prototype to generalized image, the cumulative filter ratio, the gap of prototype response MRD. We experimented the performance using MNIST database of NIST without preprocessor, and compared this model with 3DNS. The proposed MRD method has more performance of recognition rate and more stable system for distortion of input pattern than 3DNS.

▶ Keyword : MRD, 3DNS, multi-discriminators, optimum MRD, ESCBNN

I. 서론

유비쿼터스 및 로봇 시스템 공학의 발달에 따라 많은 분야에 패턴인식 및 지능형 시스템이 활발하게 연구되면서 실생활에 응용되어가고 있다. AI 및 지능형 시스템의 발달은 인간이 문제를 해결하는 모델을 연구하여, 간단한 이론적인 추론을 하는 모델 또는 신경 세포를 조합하여 논리연산 또는 생물의 정보처리를 모델로 구현하는 방법으로 진행되어 왔다. 패턴 인식 시스템에 사용되는 대표적인 신경 회로망은 인간의 뇌 신경 구조를 응용한 회로로 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포(Unit)와 그것들의 연결 관계(Connection Weight)를 단순화시키고 수학적으로 모델링한 것이다. 이런 연결 관계를 가지는 기존 신경회로망(Weight Neural Network)은 뛰어난 인식률을 가지고 있지만 전처리 과정의 추가에 따른 시스템의 복잡성 및 연결 강도 보정에 의한 많은 학습 계산 시간, 유사 학습 패턴에 대한 부정확한 일반화 패턴 발생, 추가 학습이 발생 할 때 재학습이 이루어져야하는 문제점들이 있다[1].

Weight Neural Network의 문제점들을 해결하기 위해 이진 입력 및 출력을 가지는 노드들 사이에 연결강도가 없는 RAM 기반 이진신경회로망(Binary Neural Network(BNN), Weightless Neural Network(WNN))을 제안되었다[2][3][4][5]. WNN은 이진 정보를 처리하기 위해 입력 패턴을 N-Tuple 기법[6][7]을 사용하여 한 번의 학습으로 모든 학습이 이루어진다. 그리고 컴퓨터의 RAM 원리를 이용하였기 때문에 하드웨어 구현의 용이하면서 동일한 범주에서 추가학습이 가능하지만 반복되는 교육은 동일한 기억이 되기 때문에 반복 학습이 되지 않는 단점이 있다. 학습을 하면서 신경 세포에 누적할 수 있도록 하여 다범주에서도 반복 학습이 가능한 경험유관 축적 신경망(Experience Sensitive Cumulative Neural Network : ESCNN)[9][10]과 누적하면서 귀환 방법[15]을 적용[8]한 특징점 누적이 가능한 동적 삼차원 뉴로 시스템(3-D Neuro System: 3DNS) [11]이 제안되었다. ESCNN 및 3DNS는 추가 및 반복 학습, 빠

른 학습 시간, 특징점 추출 등의 다양한 장점[9][10][11]을 가지고 있는 반면 학습량의 증가에 따른 포화 문제가 발생된다[14]. 다중판별자를 가지는 다범주 신경망모델의 인식은 응답 신호의 최대값을 결과값(MRD)으로 결정한다[12]. 만약 입력 패턴 개수가 일정한 값 이상으로 증가하면 다중판별자를 가지는 신경망은 판별자의 포화 문제가 발생되면서 MRD의 성능은 떨어진다[14]. 이런 문제를 해결하기 위하여 기존 MRD 방법을 개선할 필요가 있다고 본다.

본 논문에서는 최적의 MRD 방법을 찾기 위해 판별자들의 다양한 응답들을 제안하여 인식을 비교 분석하였다. 제안된 MRD 방법으로는 판별자의 응답에 대한 사상 매칭 MRD, 판별자의 출력된 누적값 필터에 의한 사상된 필터비인 누적 필터비 MRD, 원형에 대한 응답값과 인식 입력값의 응답값과의 차의 합인 원형 응답 차 MRD, 제안된 MRD기법들을 이용한 최적 MRD 등으로 비교 분석하였다.

마지막으로 제안된 MRD의 평가는 신경망의 성능 평가에 많이 활용되는 문자 인식[16]을 이용하였다. 본 논문에서는 다중 판별자를 가지는 동적 삼차원 뉴로 시스템을 사용하여 숫자 필기체 오프라인 데이터인 NIST의 MNIST[13] 데이터베이스에서 임의로 추출하여 학습과 인식에 사용하였다.

본 논문의 구성은 2장에서는 이진신경망의 원리 및 3장에서는 동적 3차원 뉴로 시스템 기본 원리, 4장에서는 MRD 기법 소개 및 MNIST를 이용하여 실험하였고, 마지막 5장에서는 결론과 향후 연구방향을 제시하였다.

II. 이진신경망

1. 이진신경망 원리

Aleksander와 Stonham에 의하여 제안된 이진 신경망(BNN)[2][3][4][5]의 기본 구성 요소인 이진 신경세포는 그림 1과 같이 N Bit 주소 정보를 가질 수 있는 2^N bit 크기 인 RAM으로 구성되어 있다.

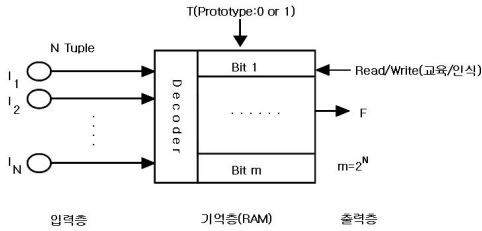


그림 1. 이진 신경 세포
Fig. 1. The Binary Neural Cell

학습은 입력층으로부터 N-tuple[12]기법을 이용하여 N개의 노드로 샘플링하여, 이를 디코더기에 의해 식 (1)과 같이 이진 주소 정보화하여 그 주소의 램을 활성화한다. 활성화된 램은 0 또는 1을 기억시킴으로써 학습이 이루어진다[11].

$$\text{Address} = 2^N + 2^{N-1} + \dots + 2^1 \dots \dots \dots \text{식 (1)}$$

해당하는 Bit 값을 T값으로 기억시킴으로써 한번 만에 학습이 이루어진다. T값은 입력 패턴에 대응하는 원형 패턴(Prototype)의 값을 말하며, 만일 입력 패턴의 내용과 동일한 내용으로 기억시키려면 T=1로 하면 된다. 인식 때에는 교육 때와 동일한 방법으로 조합된 이진 입력의 주소에 해당하는 Bit에 기억된 값을 출력함으로써 학습 때 기억된 T값을 출력 한다[9]. BNN의 각 이진신경세포에는 전체의 입력 노드로부터 N개의 노드씩 연결되어 있으므로 입력 노드 전체를 기억하기 위해서는 그림 2와 같이 복수개의 이진 신경세포로 구성된 판별자(Discriminator)를 사용하며, 하나의 인식 범주에는 독립된 하나의 판별자를 할당한다[9].

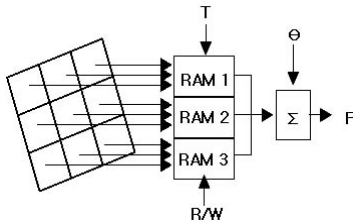


그림 2. 이진 신경회로망 판별자
Fig. 2. The BNN Discriminator

입력의 전체 노드 수가 R개이고, N-tuple을 사용할 경우 필요한 판별자의 크기(K)는 식 (2)와 같다[9].

$$K = (R/N) \times 2^N (\text{Bits}) \dots \dots \dots \text{식 (2)}$$

III. 동적 3차원 뉴로 시스템

인간은 수많은 경험을 통하여 부분적이면서 단편적인 지식들을 축적하여 하나의 일반화된 공통적인 특징의 동일한 지식으로 형성한다. 이는 인간의 누적된 정보를 이용하여 일반화 및 반복 학습에 의해 누적되면서 더욱 강하게 기억되고 일반화에 누락된 부분들은 망각하게 된다[9]. 동적 3차원 뉴로 시스템은 학습을 통하여 교육된 정보들을 누적함으로써 누적 정보를 이용하여 임의의 임계치보다 높은 값들에 대한 일반화 및 반복 학습을 이룰 수 있고 일정 임계치보다 낮은 정보들은 제거하여 망각 기능을 구현할 수 있도록 하였다[11]. 그림 (3)과 같이 BNN의 이진신경세포를 비트 단위에서 바이트 단위로 변환하여 학습의 반복 회수를 기억할 수 있는 바이트 단위의 램을 사용하였고, 내부적으로 연산기를 두어 신경세포 내부에 기억된 정보를 귀환하여 연산할 수 있도록 하였다[11].

그림 (3)에서 T값은 원형 패턴의 픽셀 값이며 이는 입력 패턴에 대응된다. 입력패턴의 값을 기억시키려면 T=1로 하면 된다. 학습은 입력 이미지를 랜덤하게 N-Tuple 만큼의 픽셀을 선택하여 식 (1)과 같은 디코더에서 주소화한 후, 선택된 램 내부에 값을 귀환시켜 학습정보 T와 연산한 후, 그 결과를 다시 기억시킨다[11].

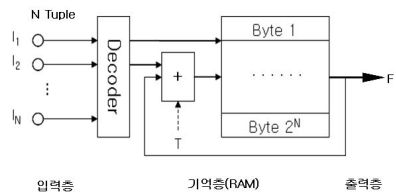


그림 3. 3-D 신경세포.
Fig. 3. The 3-D Neural Cell

인식은 N-Tuple의 픽셀을 선택하여 디코더에서 주소화한 후, 신경세포의 해당 램에 저장되어 있는 기억 값을 가져온다. 이때 출력 F는 학습의 반복 정도이므로 학습이 많은 패턴에 대해서는 상대적으로 높은 응답이 나타난다.

1. 다중 판별자

신경망에서 여러 개의 범주를 인식할 때 뛰어난 성능을 얻기 위해서는 일반적으로 다중 판별자를 사용한다. WISARD (Wilkie, Stonnen and Aleksander's Recognition Device)[3,12] 시스템 및 동적 3차원 뉴로 시스템[11] 등은

다중 판별자를 사용하고 있으며 그림 4는 동적 3차원 뉴로 시스템의 다중 판별자를 보여주고 있다. 다중 판별자의 개수는 인식 범주의 크기가 L개일 경우 전체에 필요한 판별자의 크기는 식 (2)에서 $T = K \times L$ 이 된다(9).

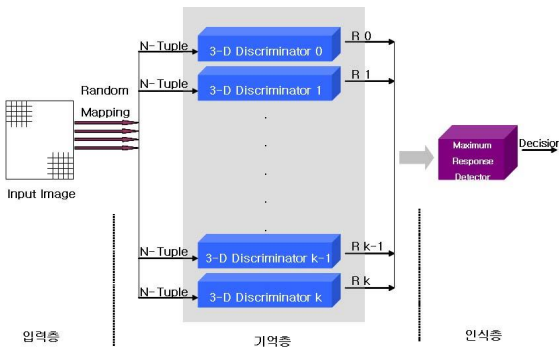


그림 4. 다중 판별자
Fig. 4. The Multi Discriminator

인식은 각 범주별 판별자의 MRD (Maximum Response Detector)을 이용하여 패턴 인식이 이루어진다. 각 범주별 응답값들 중 가장 큰 값을 찾아 그 판별자의 범주로 분류한다.

2. 학습과 인식

원형이론을 바탕으로 구성된 동적 3차원 뉴로 시스템의 패턴 인식기는 그림 5와 같이 학습망과 인식망으로 구성되어 있다(11).

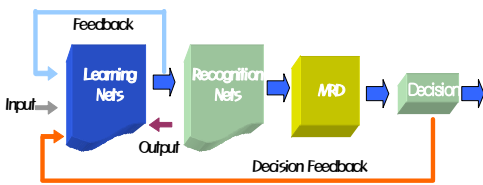


그림 5. 패턴 인식기.
Fig. 5. The Pattern recognition system

학습망은 N-Tuple 방법으로 랜덤하게 입력층과 출력층의 픽셀 값들을 조합하여 입력 주소 정보를 만들어 램으로 구성된 다중 판별자의 주소에 정보를 기억시킨다. 귀환 회로 연산기를 사용하여 램의 내부 값과 원형이미지의 입력된 정보를 연산하여 다시 램에 누적하여 기억시킨다. 학습 여부의 판단인 임계치를 결정하는 방법은 원형이미지의 픽셀들의 합과 학습된 판별자에서 생성된 생성이미지의 픽셀들의 합을 이용하여 식 (3)과 같다(11).

$$\text{Threshold} = \frac{\sum_i \sum_j \text{GenImage}(i,j)}{\sum_i \sum_j \text{PrototypeImage}(i,j)} \times 100 (\%) \dots\dots\dots \text{식 (3)}$$

GenImage : 생성된 이미지, PrototypeImage : 원형이미지.

임계치의 값에 따라 학습되는 패턴의 유사도가 결정되며, 이는 학습량과 메모리 포화도에 영향을 줄 수 있다.

인식망에서는 패턴의 노이즈 및 변형에 따라 정확한 인식의 어려움이 많아 원형 패턴으로 유도하여 인식을 하게 되어 있다. 인식망에서 판별자별로 생성된 결과 패턴 중에서 가장 큰 MRD 값을 찾아 일정한 회수만큼 다시 학습망으로 귀환함으로써 전단의 결론을 더 강력한 결론으로 유도 할 수 있도록 되어있다. 만약 결과값이 임계치보다 크면 최종 결론을 내리고 작으면 다음 순위의 MRD 결과 패턴의 범주에서 처음부터 다시 시작한다. 재시도 후 최종 응답이 기준치 이하이면 '인식 불가' 판정을 내리고 종료하는 방법으로 구성되어있다(11).

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안하고 있는 방식은 3DNS의 MRD 기법을 개선한 사상 매칭, 원형 응답 차, 누적 필터비, 그리고 제안한 MRD 기법들을 조합한 최적의 MRD를 제안하여 인식률을 높였다. 3DNS 신경망의 MRD 처리 부분에 제안된 MRD 기법을 적용하였다. 3DNS 신경망의 인식률은 표 1과 같이 학습 데이터에 따라 평균적으로 약 ±2%의 차이가 발생함으로 동일한 데이터를 사용하여 인식률을 비교하였다.

1. 실험

MRD 성능을 평가하기 위해 3DNS 신경망 모델로 NIST의 MNIST에서 제공하는 필기체 숫자 데이터를 이용하여 인식 실험을 해보았으며, 실험에 사용된 숫자데이터는 28x28 픽셀의 고정된 크기로 전처리 없이 무작위로 입력 받아 정규화하여 처리하였다. 필기체 숫자데이터로 임의로 각 숫자당 50개, 100개, 200개의 데이터를 사용하였다. 실험에 사용된 원형 이미지 그림 6이고 그림 7은 학습과 인식에 사용된 데이터 이미지 샘플들이다.

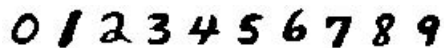


그림 6. 학습에 사용된 원형 이미지
Fig. 6. The Training Prototype

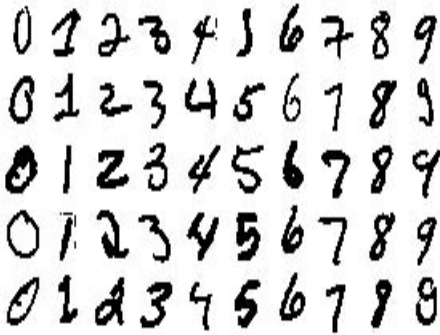


그림 7. 학습에 사용된 샘플 이미지
Fig. 7. The Training Sample Image

1.1 기존 3DNS MRD

일반적인 MRD 방법은 판별자를 통하여 생성된 입력 이미지의 각 범주별 응답(R(k)) 즉 각 판별자의 모든 신경 세포들의 합을 비교하여 최고의 응답 두 개를 찾아 그 차($d = R_{best}(k) - R_{best-1}(k)$)를 구한 후 상대적인 신뢰도 $C=d/R_{best}(k)$ 의 범위에 의해 선택 인식 범주가 결정된다[5][12]. 그러나 학습량이 판별자의 포화 상태 이상이면 차이 d가 신뢰값 이하가 되기 때문에 인식률이 떨어지게 된다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 다양한 MRD 기법들을 제안한다. 3DNS에서의 MRD 방식은 식 (4)와 같다[11].

$$R(k) = \frac{\sum_i \sum_j GenImage(i,j) / 교육수(k)}{\sum_i \sum_j PrototypeImage(i,j)} \times 100 (\%) \quad \text{식(4)}$$

GenImage : 생성된 이미지, PrototypeImage : 원형이미지,
교육수(k) : 범주별 교육 횟수

원형이미지를 인식에 입력한다면 생성된 이미지와 원형 이미지의 1대 1 매칭 개수는 784개이며 그리고 원형의 누적 특징점 값은 높게 나타나기 때문에 R(k)값이 상대적으로 높은 값으로 응답될 것이다. 만약 임의의 입력데이터 샘플 이미지의 생성된 이미지가 식 (4)의 임계값 이하이면 귀환회로에 의해 반복 인식함으로 생성이미지가 원형 이미지에 더 가깝게 나타나며 응답값은 높게 나타난다. 그러나 귀환 회로를 사용함으로써 발생하는 문제점으로는 판별자가 포화되기 이전 단계에서 임계값 이하의 응답이 발생하면 응답의 포화 반응이 더 빠르게 나타나 오인식이 많이 발생한다.

표 1은 임계치 100으로 하여 3DNS 인식률을 나타낸 것

이다. 사용하는 교육 데이터가 임의로 선택 학습됨으로 인식률이 약 ±2% 정도 차이가 발생하지만 각 숫자당 200개 학습일 경우 인식은 95%, 100개 일 때 97.1%, 50개 일 때는 99%의 인식이 되며 학습량이 50이하인 경우 100%로 인식되었다.

임의로 입력된 숫자들의 인식률을 보면 숫자 5가 가장 낮게 나타나는 것은 숫자 5의 유사도 및 노이즈가 가장 많이 발생하였기 때문이다.

표 1. 3DNS 인식률
Table 1. The 3DNS recognition rate

숫자	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
학습량										
200	184	200	162	195	177	131	197	198	190	196
100	94	100	89	100	89	82	100	97	97	100
50	50	50	49	50	50	44	50	50	48	50

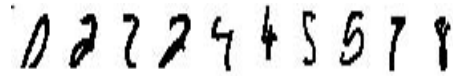


그림 8. 기존 3DNS에 대한 오인식 이미지(100개 학습)
Fig. 8. The false recognized image for 3DNS 100 data.

1.2 사상 매칭 MRD

판별자를 통하여 생성된 이미지와 원형 이미지를 1대 1 매칭한 MRD는 교육 횟수가 범주별 50개 이상이면 포화가 시작되면서 100개 이상일 경우 빠른 포화가 진행되어 인식률이 급격하게 떨어진다. 식 (5)는 판별자를 통해 생성된 값에 정규화를 취하여 생성된 이미지와 원형 이미지의 0아닌 유효 정보값에 대한 비를 나타낸다.

$$R(k) = \frac{\sum_i \sum_j GenImage(i,j) / 교육수(k)}{\sum_i \sum_j PrototypeImage(i,j)} \times \frac{\sum_i \sum_j M(i,j)}{\sum_i \sum_j P(i,j)} \times 100 (\%) \quad \text{식 (5)}$$

M : 사상 매칭 개수, P : 총 픽셀의 개수

여기서 M(i,j)은 생성 및 원형 이미지의 매칭 개수이고, P(i,j)는 이미지들의 총 픽셀 개수이다. 식 (5)을 통한 응답을 분석하여 보면 표 2에서와 같이 3DNS의 MRD 보다 포화 진행이 느리게 진행되면서 인식률이 향상된다.

표 2. 사상 매칭 MRD 인식률
Table 2. The Matching ratio MRD recognition rate

학습량	숫자									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
200	187	200	167	200	180	150	197	198	190	196
100	97	100	91	100	92	84	100	98	97	99
50	50	50	49	50	50	45	50	50	48	50

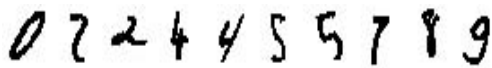


그림 9. 사상 매칭 MRD 오인식 이미지 (100개 학습)
Fig. 9. The false recognized image for matching ratio MRD

1.3 원형 응답 차 MRD

인식 입력 이미지가 원형 이미지와의 유사도가 낮을 경우 그리고 다른 범주와 일반화된 특징점을 상당히 많이 공유하는 경우에 대한 문제점을 해결하기 위하여 입력 이미지와 원형 이미지의 판별자에 의해 생성된 이미지 합의 차를 이용한 MRD 기법을 제안한다.

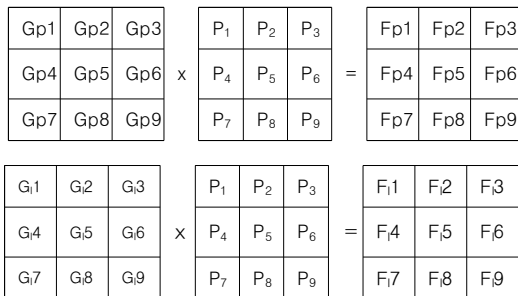


그림 10. 원형 응답 차 MRD
Fig. 10. The Gap of prototype response MRD

그림 10에서 P_i값은 원형 이미지 픽셀이고, G_pi값은 원형 이미지를 판별자를 통한 생성 이미지, G_i는 인식 입력 이미지의 판별자를 통한 생성된 이미지, F_p와 F_i는 원형이미지 및 입력 이미지의 판별자의 통한 응답들이다. 각 범주별 R(k)는 식 (6)과 같다.

$$R(k) = \sum_i F_{p_i}(i) - \sum_i F_{I_i}(i) \dots\dots\dots \text{식 (6)}$$

식 (6)의 R(k)값이 0이면 원형 이미지와 같고 양수이면 일반화 패턴에 많이 벗어난 형태를 가지고 있다. 그리고 음수

이면 입력된 이미지의 특징점이 다른 범주와 같이 공유하는 것으로 나타난다. 실험을 통하여 R(k) 중에 -1 ~ 1 사이이면 k의 범주가 정확히 인식이 된다. 각 범주별 교육 횟수가 100이상에서 작은 크기의 애매모호한 입력 및 많은 양의 정보를 가지고 있는 큰 이미지가 들어오면 10보다 높은 응답 및 -10보다 낮은 응답이 일어나면서 오인식이 발생할 수 있다. 이는 여러 범주에서 높은 연관성 즉 여러 범주에 포함된다는 의미이다.

표 3. 원형 응답 차 MRD 인식률
Table 2. The Gap of prototype response MRD recognition rate

학습량	숫자									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
200	190	196	200	184	199	175	170	193	176	164
100	95	99	100	93	99	97	88	97	90	89
50	49	50	50	48	50	49	48	50	49	48

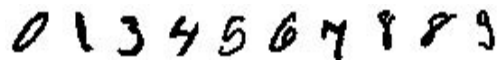


그림 11. 원형 응답 차 MRD 오인식 이미지(100개 학습)
Fig. 11. The false recognized image for Gap of prototype response MRD

1.4 누적 필터비 MRD

여러 범주에 높은 연관성을 갖는 입력 이미지의 최적의 MRD를 구하기 위하여 판별자를 통하여 생성된 이미지에 정규화 처리 후 생성된 값 중에 누적된 최대값을 구한 후 β_{cut}을 이용하여 필터 이미지를 생성한다.

만약 GenImage(i, j) > Accmax(k) x β_{cut} 면
FilterImage(i,j) = GenImage(i,j)

아니면 FilterImage(i,j) = 0 으로 처리하여 필터 이미지인 FilterImage(i, j)을 생성한다. 이를 원형 이미지와 필터이미지와 매칭값 M_θ를 구하여 식 (7)과 같이 R(k)값을 구하여 MRD를 구한다.

$$R(k) = \frac{\sum_i \sum_j M_{\theta}(i,j)}{X \text{ 축} \times Y \text{ 축}} \times 100 (\%), M_{\theta} : \text{매칭값} \dots\dots\dots \text{식 (7)}$$

실험을 통하여 β_{cut}은 교육 횟수에 민감하게 반응하며 100회 이상의 학습이 이루어지면 약 0.1 정도로 설정할 때 가장 좋은 인식률을 가졌다.

표 4에서 보면 1에 대한 숫자의 인식률이 가장 낮게 나타난다. 이것은 1이라는 숫자의 값들의 범위가 전체 픽셀에서 단방향만 이루어졌기 때문에 유사도가 약간만 떨어져도 오인식이 일어날 수 있다.

표 4. 누적 필터비 MRD 인식률
Table 4. The Cumulative filter ratio MRD recognition rate

학습량	숫자									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
200	188	169	200	198	185	180	197	183	185	189
100	94	94	100	98	96	100	99	96	98	96
50	49	47	50	50	48	49	50	48	50	48

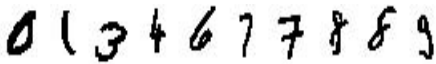


그림 12. 누적 필터비 MRD 오인식 이미지(100개 학습)
Fig. 12. The false recognized image for Cumulative filter MRD

1.5 최적 MRD

최적의 MRD 기법은 본 논문에서 제안한 MRD 기법들의 특성들을 분석하여 오인식되는 이미지들의 각각의 MRD를 분석하였다. MRD 기법 중 가장 좋은 인식률을 나타내는 사상 매칭 MRD를 기준으로 MRD를 조합하여 최적의 MRD를 구현 하였다.

최적 MRD 구현은 다음의 과정을 수행한다.

1. 사상 매칭 MRD($R_m(k)$) 및 원형 응답 차MRD($R_d(k)$), 누적 필터비 MRD($R_f(k)$)를 각각 구한다.
2. $R_m(k)$ 값과 다음 순위의 응답과 10%이상 차이가 있으면 $R_m(k)$ 값의 범주로 결정한다.
3. 누적 필터비 MRD 값이 $R_f(k) > 99.5$ 이고 다음 순위의 응답 차값이 1% 이상이면 $R_f(k)$ 값의 범주로 결정한다.
4. 원형 응답 차 MRD의 값이 $R_d(k) > 1, -1 < R_d(k) < 1$ 구분한다.
5. 만약 $-1 < R_d(k) < 1$ 또는 $R_d(k) > 10$ 이면 $R_d(k)$ 값의 범주로 결정한다.
6. 위의 조건에 만족하지 않으면
 - 1) 구해진 MRD 등의 임계치(Threshold)에서 가장 큰 MRD로 최종 결론을 내리고 종료한다.

- 2) 주어진 임계치를 넘지 못하면 프로세스 7으로 간다.
7. 임계치 이하의 3가지 MRD 값들 중 가장 많은 범주의 MRD값을 가지는 범주로 최종 결론을 내리고 종료한다.
8. 임계치 이하인 MRD의 값들이 모두 다른 범주이면 '인식불가' 판정을 내리고 종료한다.

표 5는 최적 MRD의 숫자별 인식률을 나타내었고, 표 6은 제안한 MRD의 인식률을 비교하여 보면 최적의 MRD 기법을 사용한 인식이 가장 높게 나온다. 그리고 다양한 학습 입력 데이터 종류에 대한 민감도가 떨어지기 때문에 시스템 안정성은 3DNS보다 안정적이다.

표 5. 최적 MRD 인식률
Table 5. The optimum MRD recognition rate

학습량	숫자									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
200	187	199	181	199	189	152	197	197	191	197
100	95	100	93	100	97	88	100	96	98	97
50	50	50	50	50	49	45	50	50	49	50

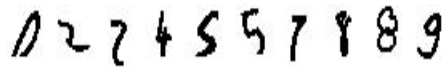


그림 13. 최적 MRD 기법 오인식 이미지(100개 학습)
Fig. 13. The false recognized image for optimum MRD

2. 결과

실험에서는 기존의 3DNS와 제안한 4가지 MRD 기법을 전처리 과정 없이 각각 다른 패턴의 숫자를 50, 100, 200개의 학습 입력 샘플로 인식률을 비교하여 보았다.

표 6. MRD 오인식률 및 학습 패턴 민감도 비교
Table 6. The MRD Error rate and Sensitive of Training Pattern
(단위:%)

숫자	기존 3DNS			사상 매칭			원형 응답 차			누적 필터비			최적 MRD		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
200	1.1	5.3	8.5	0.7	4.2	6.7	5.2	7.9	7.6	6.2	5.7	6.3	0.8	3.7	5.5
100	0.5	2.9	5.2	0.4	2.4	4.2	3.1	4.3	5.3	1.1	2.7	2.9	0.4	2.3	3.6
50	0	1.2	1.8	0	0.8	1.6	0.6	1.4	1.8	0.2	2.6	2.2	0	0.6	1.4
학습 패턴 민감도	4.63			3.82			2.02			1.6			3.12		

표 6은 각각 다른 입력 학습 패턴 데이터를 다르게 3번 실험한 인식률의 결과이다. 표 6을 보면 1회에는 인식률이 많이 높은 것으로 나온다.

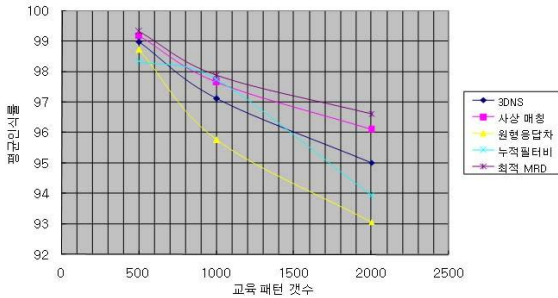


그림 14. 제안된 MRD 성능
Fig. 14. The Proposed MRD's performance

이는 입력되는 교육 패턴의 유사도가 높다는 것이면 유사도 패턴이 낮고 노이즈가 많은 3회 실험에서는 인식률이 비교적 낮게 나타난다. 그리고 학습 패턴 민감도는 입력 학습 데이터에 대한 시스템의 민감도이며 제안한 MRD 기법 중에 누적 필터비 기법이 가장 둔감하게 나타난다. 가장 민감한 3DNS는 입력 패턴에 따라 민감하게 인식률이 변화하는데 이는 인식 시스템의 안정성이 떨어지는 결과를 초래하는 것이다. 그림 14는 다른 종류의 교육 입력 패턴 개수의 증가에 따른 인식률 저하의 원인인 메모리 포화화 MRD 기법들의 인식률 비교를 나타내었다. 이는 하나의 판별자에 많은 종류의 교육 패턴 학습으로 판별자의 메모리 포화 문제를 보여준다. 그리고 MRD 기법들의 인식률을 비교하여 보면 그림 14와 같이 최적의 MRD 기법의 평균 인식률이 가장 높게 나타낸다.

IV. 결론

오늘날 패턴 인식은 많은 연구가 진행되고 있으며, 여러 분야에 응용되면서 인정을 받고 있지만 비효율적인 학습 시간 및 추가학습과 반복 학습 등에 문제점들이 있다. 특히 다양한 범주에서 정확한 인식을 찾아내기 위해서는 일반화 패턴 및 특징점들을 정확하게 찾는 연구가 필요하다고 본다.

본 논문에서는 다범주에서 인식이 가능한 다중 판별자를 가지는 램 기반 신경망의 MRD 기법들을 제안하였다. 성능을 검증하기 위하여 NIST에서 제공하는 필기체 숫자 자료를 이용하였고, 기존의 3DNS의 MRD 방법은 제안된 방법들보다 학습 패턴에 따른 민감도가 높은 단점을 가지고 있었다. 제안된 MRD 방법은 사상 매칭, 원형 응답차, 누적 필터비 그리

고 최적의 응답을 나타낼 수 있는 최적 MRD 등 제안하며 성능을 비교하여 보았다. 최적 MRD 기법의 인식률은 기존의 3DNS 및 제안된 다른 MRD 보다 1%이상 우수하며, 입력 패턴의 민감도는 3DNS보다 1.5정도 낮게 나타났다. 이것은 인식 시스템이 입력 패턴과 원형 패턴의 유사도 및 노이즈 등에 영향이 적게 받는 안정적인 시스템임을 나타내었다.

향후 연구 방향은 제안된 MRD 기법을 보완하여 패턴 민감도를 최소화 할 수 있으면서 인식률을 높일 수 있는 알고리즘 및 입력 과정에서의 전처리 과정 추가 그리고 학습망에서의 효율적인 메모리 포화 문제 해결 방안이 요구된다.

참고문헌

- [1] Amari and Mori, "Introduction to Neural Network", Treecaps WS, 1991.
- [2] I. Aleksander and H. Morton, "An Introduction to Neural computing" Chapman & Hall, 1990.
- [3] Aleksander, I., Thomas, W. V., and Bowden, P. A. 1984 "WISARD a radical step forward in image recognition" Sensor Review, pp.120-124. July 1984.
- [4] I. Aleksander and T. J. Stonham, "Guide to pattern recongnition using random-access memories", IEE Proceedings on Computers and Digital Techniques, Vol. 2, no. 1, pp.29-40, Feb. 1979.
- [5] Aleksander, T. J. W. Clarke and A. P. Braga, Weightless Neural System : A Unified Approach to Their Analysis and Design, ICONIP '94 Tutoriel, Oct. 1994.
- [6] W. W. Bledsoe and I. Browning, "Pattern Recognition and Reading by Machine" Proc. Eastern Joint Computer Conference, Boston, pp.232-255, December. 1959.
- [7] W. W. Bledsoe and C.L. Bisson, "Improved memory matrices for the N-tuple pattern recognition method", I.R.E. Transactions Vol. EC-11, pp.414-415, 1962.
- [8] Lee, S. D, "Dynamics of Feedback for Artificially Intelligent Pattern Recognition" MSc. Dissertation, Brunel Univ., England, 1981.
- [9] 권영철, "경험 유관이진신경망", 울산대학교, 1995.

- [10] 김성진, 권영철, 이수동, "RAM을 이용한 경험유관축적 신경망모델", 대한전자공학회, 제41권, CI편, 제2호, 2004년 3월.
- [11] 김성진, 이동형, 권영철, 이수동, 다중판별자를 가지는 동적 삼차원 뉴로 시스템, 한국정보과학회, 제34권, 제 7호, 585~594쪽, 2007년 7월.
- [12] Wickert, I. and França, F.M.G., "AUTOWISARD : Unsupervised modes for the WISARDProc of IWANN 2001, Granada, Spain, Lecture Notes in Computer Science, 2084, pp. 435-441, June 2001.
- [13] Yann LeCun, NEC Research Institute, <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/index.html>
- [14] E. C. D. B. Filho, M. C. Fairhurst and D. L. Bisset, "Analysis of Saturation Problem in RAM-Based Neural Network, Electronics Letters, Vol. 28, No. 4, pp. 345-346, February 1992.
- [15] 정낙우, 김병기, "새로운 순환신경망을 사용한 문자인식 성능의 향상 방안", 한국컴퓨터정보학회논문지, 제1권, 제1호, 129-138쪽, 1996년 8월.
- [16] 김광백, 우영운, 조재현, "형태학적 특징과 퍼지 ART 알고리즘을 이용한 신 차량 번호판 인식에 관한 연구", 한국컴퓨터정보학회논문지, 제13권, 제6호, 273-278 쪽, 2008년 11월.

관심분야 : 신경망, 뉴로퍼지 시스템



박상무

1995: 울산대학교 공학사.
 1997: 울산대학교 공학석사.
 1999: 울산대학교 박사수료.
 1999 - 현재: 영산대학교
 교통시스템학과 조교수
 관심분야 : 신경망, 뉴로퍼지 시스템



이수동

1969: 서울대학교 공학석사.
 1980: Brunel University 공학석사.
 1984: Brunel University 공학박사.
 1976 - 2004
 울산대학교 컴퓨터 정보통신 공학부 교수.
 2005 - 현재: 울산과학기술대학 학장
 주관심분야 : 인공지능, 신경망,
 소프트웨어 컴퓨팅



옥철영

1982: 서울대학교 공학사.
 1984: 서울대학교 공학석사.
 1993: 서울대학교 공학박사.
 1984 - 현재: 울산대학교 교수
 관심분야 : 자연언어처리, 정보검색,
 기계학습

저 자 소 개



이동형

1996: 울산대학교 공학사.
 1998: 울산대학교 공학석사.
 2000: 울산대학교 박사수료.
 2001 - 현재: 한국폴리텍VII대학
 울산캠퍼스 정보통신시스템 부교수
 관심분야 : 신경망, 뉴로퍼지 시스템,
 지능형 로봇



김성진

1996: 울산대학교 공학사.
 1998: 울산대학교 공학석사.
 2000-2004: (주)팜캐스트 기술팀장
 2009: 울산대학교 공학박사.
 2005 - 현재: 울산대학교 객원교수