

다중 해상도 병합을 이용한 수정된 적응 공명 이론 신경망 : 혼합 문자 인식 적용

최 경 현[†] · 김 민 제^{††}

요 약

최근 정보기술의 발달과 함께 문자 인식의 중요성이 높아지고 있다. 특히, 유비쿼터스 시대가 도래하면서 개인휴대용 정보 단말기, 태블릿 PC 등 유비쿼터스 컴퓨팅 장비가 급속도로 대중화 되고 있다. 이에 사람마다 다양한 필체로 인한 문제가 발생하고 있으며, 인식률을 높일 수 있는 문자 인식에 대한 연구가 필요한 실정이다. 본 연구에서는 다중 해상도 병합을 이용한 수정된 적응 공명 이론 신경망을 제안한다. 이는 자율 학습 신경망과 다중 해상도의 관점에서 접근하여 문자 인식 문제에 적용시켜 본 것이다. 노이즈와 문자 특성 정보를 구별하고 인식률을 높이기 위해 고해상도와 저해상도 정보를 같이 이용하는 다중 해상도 병합 방법을 제안한다. 또한, 다중 해상도 병합 방법의 효과를 극대화할 수 있는 적응 공명 이론 신경망의 유사도 측정 방법을 제안하여 기존의 방법보다 우수한 실험 결과를 제시하였다.

키워드 : 적응 공명 이론 신경망, 자율 학습 신경망, 혼합 문자 인식

The Modified ART1 Network using Multiresolution Mergence : Mixed Character Recognition

Gyunghyun Choi[†] · Minje Kim^{††}

ABSTRACT

As Information Technology growing, the character recognition application plays an important role in the ubiquitous environment. In this paper, we propose the Modified ART1 network using Multiresolution Mergence to the problems of the character recognition. The approach is based on the unsupervised neural network and multiresolution. In order to decrease noises and to increase the classification rate of the characters, we propose the mutiresolution mergence strategy using both high resolution and low resolution information. Also, to maximize the effect of mutiresolution mergence, we use a modified ART1 method with a different similarity measure. Our experimental results show that the classification rate of character is quite increased as well as the performance of the propose algorithm in conjunction with the similarity measure is improved comparing to the conventional ART1 algorithm in this application.

Key Words : ART1, Unsupervised Neural Network, Mixed Character Recognition, Similarity Measure

1. 연구 배경 및 목적

최근 정보기술의 발달과 함께 문자 인식의 중요성이 높아지고 있다. 특히, 유비쿼터스 시대가 도래하면서 개인휴대용 정보 단말기(Personal Digital Assistant: PDA), 태블릿 PC 등 유비쿼터스 컴퓨팅 장비가 급속도로 대중화 되고 있다. 이에 신용카드 사용 시 터치패드를 이용한 결제, 손으로 작성된 서류의 디지털 문서화 등 실생활에서 문자 인식 기술을 이용한 활용 또한 늘어나고 있다. 문자는 작성 방법에

따라 인쇄체 문자(printed character)와 필기체 문자(handwritten character)로 나눌 수 있다. 인쇄체 문자는 활자를 사용하여 쓸 때마다 일정한 크기, 종류, 모양이 정해져 있으며, 문자 인식에 여러 가지 고분류 정밀도의 기법들이 많이 제안되어 있다. 이에 반해 필기체 문자는 사람마다 다른 필체를 가지고 있어 같은 문자를 다시 쓰더라도 다양한 크기와 모양의 문자 패턴이 나타나서 문자를 인식하는데 많은 어려움이 있다. 필기체 문자는 필체의 다양성으로 인하여 문자 간의 경계와 노이즈의 구별이 어렵기 때문에 필기체 문자의 인식률을 높일 수 있는 연구가 필요하다. 또한, 인쇄체 문자로 인쇄된 문서에 손으로 문자를 적을 경우, 인쇄체 문자와 필기체 문자가 섞여 있기 때문에 문자 인식이 더욱 어려워지게 된다. 한 종류의 문자가 아닌 한글, 영어,

[†] 종신회원 : 한양대학교 산업공학과 부교수

^{††} 준회원 : 한양대학교 산업공학과 석사
논문접수 : 2006년 12월 11일, 심사완료 : 2007년 4월 2일

숫자 및 특수 부호와 같이 여러 종류의 문자가 같이 있는 문자를 혼합 문자(mixed character)라고 한다. 본 연구에서는 혼합 문자의 넓은 의미로 인쇄체 문자와 필기체 문자가 혼합되어 있는 문자를 혼합 문자로 사용하겠다.

본 연구에서는 다양한 문자 패턴을 인식하기 위해 인공지능시스템 중에 하나인 신경망 모델(neural networks)을 선택하였다. 신경망 모델은 인간의 뇌의 구조를 모형화하여, 뇌를 구성하는 기본 단위인 뉴런으로 단순한 계산소자의 연결을 통해 좋은 성능을 나타낸다는 것을 기본 가정으로 하고 있다. 따라서 신경망 모델은 음성, 문자, 이미지 분석 등 계산량이 많고 병렬성을 요구하는 문제에 적합한 모델이다 [1]. 신경망 모델 중 하나인 적응 공명 이론 신경망(Adaptive Resonance Theory: ART)은 자기 조직화(self-organizing), 자기 안정성(self-stabilizing), 자기 크기조정(self-scaling), 자기 조정력(self-adjusting)의 특징을 갖는 자율 경쟁 학습 신경망(unsupervised competitive neural networks)으로 다양한 패턴을 인식하는 클러스터링 알고리즘에 많이 활용되고 있다. 특히, 이진 입력 데이터를 사용하는 ART1은 입력 데이터의 특성상 문자 인식에 많이 사용되고 있다.

1980년대 중반 Carpenter and Grossberg가 재학습이 필요 없는 모델인 ART 신경망을 발표하였다[2-3]. ART 신경망은 지금까지 개발된 신경망 모델 중 가장 복잡한 신경망 모델로 알려져 있다. 이진 입력 데이터를 사용하는 ART1[4], 이진 입력 데이터와 아날로그 입력 데이터를 모두 사용할 수 있는 ART2[5]와 Fuzzy ART[6], 계층적 신경망에서 화학물질 전달 방식을 평행구조로 응용하여 분리된 인식을 사용할 수 있는 ART3[7]이 있다. 또한, 두 데이터 집합 간의 연관성을 고려한 ARTMAP[8]과 Fuzzy ARTMAP[9]도 있다. ARTMAP과 Fuzzy ARTMAP은 관리 학습 신경망(supervised learning networks)으로 두 개의 ART 신경망으로부터 만들어진 클러스터 사이의 연관성 생성을 위한 지도 영역(map field)으로 구성되어 있다.

ART 신경망이 발표된 이후 이론적인 연구가 활발히 진행되었다. Khin, et al.[10]이 여러 가지 유사도 측정 방법을 변화시키면서 경계변수와 클러스터 수의 관계에 대하여 연구하였다. Takaoka, et al.[11]은 경계변수의 점근선적인 설정과 프로토타입의 확률적 복구 방법으로 클러스터 수를 줄이는 분류 방법에 대해 연구하였다. Massey[12]는 ART 신경망을 이용한 텍스트 클러스터링의 품질에 관한 연구를 하였으며, Kim et al.[13]은 오류역전과 알고리즘에 ART1과 접목하여 새로운 알고리즘을 제안하기도 하였다. 2000년도 이후 퍼지 이론(Fuzzy Theory), 게임 이론(Game Theory), 기타 다른 신경망 구조와 접합하는 연구가 많이 진행되고 있다.

ART 신경망은 여러 산업 분야에서 다양한 패턴을 인식하는 클러스터링에 활용되고 있다. 다음은 ART 신경망을 이용한 다양한 이미지 인식에 응용한 연구에 대하여 정리 요약하였다. Dagi et al.[14]는 사각형 재고 절단 문제

(rectangular stock cutting problem)에 내포되는 사각형 패턴을 찾는 데 적용하였으며, Chang et al.[15]와 Wang et al.[16]은 특성기반 설계 검색 시스템(feature-based design retrieval system)에서 새로운 디자인을 제작하는데 적용한 사례가 있다. Chen et al.[17]과 Liu et al.[18]은 반도체 산업에서 웨이퍼 이미지에서 불량 패턴을 인식하는데 적용하였으며, Kim et al.[19]는 자동차 번호판 인식에 활용하였다. Rajasekaran et al.[20]은 ART1을 아날로그 데이터를 입력할 수 있도록 수정하여 위성사진과 칼라사진 인식에 적용하였다. Palma et al.[21]은 반도체 산업에서 웨이퍼의 불량 패턴 분류에 SOM(Self Organizing Maps)과 성능을 비교하는 연구를 하였다. Kim et al.[22-25]는 명함 카드 인식, 콘크리트 표면 균열 이미지 인식에 RBF(Radial Basis Function)와 함께 ART1을 적용하였다. 이와 같이 여러 산업 분야에서 ART 신경망을 이용한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 특히 다양한 패턴이 나타나는 이미지 인식에 많이 적용되고 있음을 알 수 있다. 기존 연구를 보면 ART 신경망이 여러 이미지 패턴 인식에 사용되고 있으나, 문자 인식의 경우 자동차 번호판, 명함 카드 등 인쇄체 문자 인식에 관한 연구가 이루어졌음을 알 수 있다. 이에 필기체 문자 또는 인쇄체 문자와 필기체 문자가 섞여있는 혼합 문자 인식에 대한 연구가 필요함을 알 수 있다.

본 연구에서는 다양한 문자 패턴에서 발생하는 문자 간의 경계와 노이즈를 구별하고, 인쇄체 문자와 필기체 문자가 섞여있는 혼합 문자 환경에서 문자 인식률을 높일 수 있는 수정된 신경망 모델과 해법을 제시하도록 하겠다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 적응 공명 이론 신경망에 대해 알아보고, 3장에서 다중 해상도 병합과 유사도 측정 방법을 이용한 수정된 적응 공명 이론 신경망을 제시한다. 4장에서는 제시한 알고리즘을 실험 데이터로 실험한 결과를 보여주고, 마지막으로 5장에서는 결론 및 추후 연구 과제를 제시한다.

2. 적응 공명 이론 신경망 모델

ART 신경망은 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있게 통합하는 네트워크이다. 즉, 적절하게 매칭되는 새로운 정보를 이용하여 이미 학습한 내용들을 정제하며, 새롭게 인식한 클러스터의 학습을 위하여 새로운 뉴런을 선택하고, 기억용량을 넘어서는 과도한 새로운 입력에 의해 기존에 학습한 내용이 지워지는 것을 방지한다. 따라서 끊임없이 변하는 환경에서 자신의 메모리 용량을 전부 소모할 때까지는 제한 없는 입력에 대해 실시간으로 빠르고 안정되게 학습할 수 있는 구조이다.

ART1은 어떤 새롭고 중요한 패턴들을 자동적으로 학습할 수 있다. ART1은 어떤 패턴이 오랫동안 연결된 가중치의 갱신에 사용될 경우에 그 패턴이 학습할 만한 가치가 있다고 판단하며, 여러 검사를 거쳐 새로운 패턴이 충분히 매

치될 수 있도록 연결된 가중치를 조정한다. 만약 특정 입력 패턴이 검사 기간에 머무르면 ART1은 입력 패턴이 노이즈가 아니라고 판단하여 새로운 패턴의 클러스터를 학습하게 된다. 그러나 패턴이 잠시 나타났다가 사라지는 경우 약간의 연결 가중치의 조정은 저장된 패턴들에게 거의 영향을 미치지 않는다.

ART1의 구조는 크게 입력 층, 인터페이스 층, 클러스터 층, 리셋 유닛 이렇게 4가지로 구성되어 있다. 입력 층은 입력 데이터를 벡터 형태로 저장하고, 인터페이스 층으로 정보를 전달하는 역할을 하며, 인터페이스 층은 클러스터의 프로토타입을 저장하는 역할을 한다. 클러스터 층은 각각의 클러스터의 고유값을 가지고 있으며 생존 경쟁을 한다. 그리고 인터페이스 층에서 클러스터 층으로 클러스터 고유값을 계산할 때, 사용되는 상향식 가중치(bottom-up weight)와 클러스터 층에서 인터페이스 층으로 클러스터 프로토타입의 정보를 갱신할 때 사용하는 하향식 가중치(top-down weight)가 있다.

먼저 입력 층에 n 개 성분을 갖는 입력 벡터 S 가 입력이 되면, 입력 벡터 S 와 크기가 같은 인터페이스 층의 벡터 X 로 정보를 전달하게 된다. 인터페이스 층의 벡터 X 는 상향식 가중치를 이용하여 클러스터 층에 m 개의 성분을 갖는 벡터 Y 를 계산한다. 계산된 벡터 Y 의 성분은 각각의 클러스터의 고유값을 가지게 된다. 가장 큰 값을 갖는 벡터 Y 의 성분이 생존하게 되며 이를 승자(winner)라 한다. 이 때, 클러스터 층에서 승자를 찾는 과정을 매칭 점수 검사(Matching Score Test: MST)라 한다. 인터페이스 층에서 승자와 연결된 벡터 X 의 성분은 하향식 가중치를 이용하여 클러스터의 프로토타입을 갱신하게 된다. 이때, 리셋 유닛이 벡터 X 와 벡터 S 의 유사도 값을 계산한 후 경계변수(vigilance) ρ 와 비교하여 학습여부를 결정하게 된다. 이 과정을 경계도 검사(Vigilance Test: VT)라 한다. 경계도 검사를 하는 이유는 승자를 계산할 때 최소한 한 개의 최대값을 선정하게 되어 있기 때문에 승자에 클러스터를 할당하기 전에 검증이 필요하기 때문이다. 이때, 경계변수 ρ 가 크면 입력 층의 패턴과 인터페이스 층의 클러스터 프로토타입 사이에 약간의 차이만 있어도 새로운 클러스터로 분류하게 된다. 역으로 경계변수 ρ 가 작으면 입력 층의 패턴과 인터페이스 층의 클러스터 프로토타입 사이에 많은 차이가 있더라도 클러스터를 대략적으로 나누게 된다. 경계도 검사를 통해 학습여부, 승자의 억제여부와 가중치의 갱신여부가 정해진다. 결국, ART1은 입력 층에 벡터 S 가 입력되면 경계도 검사와 매칭 점수 검사를 한 후 인터페이스 층의 벡터 X 라는 클러스터 프로토타입을 찾고, 클러스터 층의 벡터 Y 에서 클러스터인 승자를 찾게 되는 구조이다(Lauren[26]).

기존의 ART1은 입력 데이터의 특성으로 문자 인식이 많이 활용되었으나, 주로 인쇄체 문자에 대한 연구가 많았다. 필기체 문자 인식은 크기나 모양, 굵기가 정해진 패턴이 없기 때문에 문자 인식에 대한 어려움이 많다. 이에 3장에서

필기체 문자 인식률을 높일 수 있도록 제안하는 알고리즘을 살펴보자.

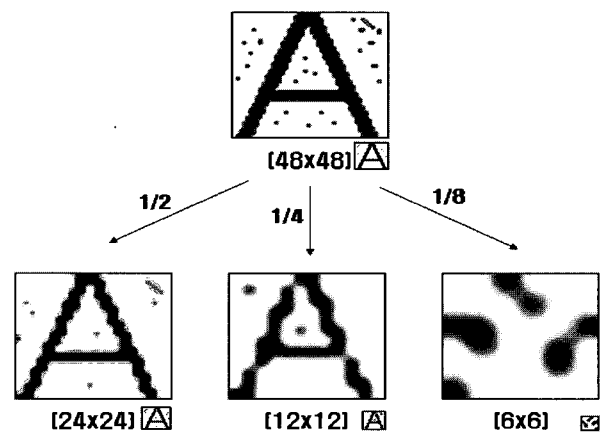
3. 제안 알고리즘

3.1 다중 해상도 변환과 병합

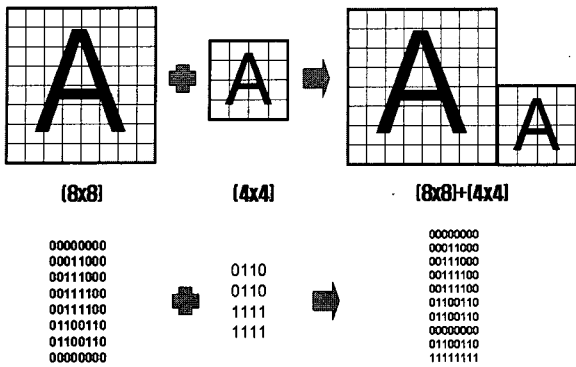
해상도(resolution)는 이미지가 어느 정도 세밀하게 재현될 수 있는가를 보여주는 지수이다. 해상도는 수평해상도와 수직해상도로 분류된다. 다중 해상도(multiresolution)는 원래의 해상도에서 저해상도로 변화시켜가면서 추출한 다양한 크기의 해상도를 말한다. 일단 다중 해상도 병합을 하기 위해서는 원래의 기본 해상도에서 저해상도로 변화시켜 여러 개의 다중 해상도를 만드는 전처리 과정이 필요하다.

(그림 1)과 같이 노이즈가 포함된 48x48의 해상도를 가지는 'A'라는 문자를 살펴보자. 원래 'A'는 '그 문자가 가지는 특성 정보를 많이 가지고 있는 반면에 노이즈가 많아서 문자를 인식할 때, 노이즈의 영향을 많이 받게 된다. 48x48의 해상도를 각각 1/2, 1/4, 1/8로 축소하여 해상도를 변환해 보면, 24x24, 12x12, 6x6의 해상도로 갈수록 'A'라는 문자의 특성 정보는 적어지는 반면에 노이즈가 줄어드는 것을 알 수 있다. 즉, 고해상도일수록 문자의 특성 정보와 노이즈가 많아지고 저해상도로 갈수록 문자의 특성 정보와 노이즈가 적어지는 것을 알 수 있다. 따라서 어느 특정한 해상도만을 사용하면 각각의 장단점이 있으므로 어떤 해상도를 선택해야 할 것인지의 문제가 발생하게 되는 것이다. 고해상도와 저해상도의 이미지 정보를 모두 가지고 있다면 각각의 장점을 살릴 수 있는 기회가 더 많을 것이다.

본 연구에서는 이와 같이 고해상도의 원래 기본 해상도에서 저해상도의 여러 가지 다중 해상도로 변환하는 것을 다중 해상도 변환(Multiresolution Transformation), 그리고 다중 해상도 변환을 통해 만들어진 여러 가지 해상도를 서로 합하여 고해상도와 저해상도의 정보를 모두 이용할 수 있는 방법을 다중 해상도 병합(Multiresolution Mergence)이라고 명명한다. 참고로 다중 해상도를 이용하여 이미지 분할 처



(그림 1) 다중 해상도 변환



(그림 2) 다중 해상도 병합

리에서 다중 해상도 분석(multiresolution analysis)이라는 용어가 있는데 이것의 기본 개념은 복잡한 함수를 더 단순한 저해상도 부분과 웨이블릿 계수(wavelets coefficients)부분으로 분해(decomposition)하는 방법으로 본 연구에서 사용하는 다중 해상도 변환과는 다른 방법임을 밝힌다.

(그림 2)는 앞서 설명한 다중 해상도 변환을 한 후 다중 해상도 병합을 한 예시를 보여주고 있다. (그림 2)에서 8x8의 기본 고해상도를 갖는 문자의 이진 정보는 '0000000000 011000001110000011110000111100011001100110011000000000' 이고 4x4의 다중 해상도 변환으로 생성한 저해상도를 갖는 문자의 이진 정보는 '0110011011111111'이다. 8x8과 4x4의 다중 해상도를 병합하면 '000000000011000011100000 111100011110001100110011001100000000011001101111111'의 이진 정보를 이용할 수 있게 된다.

다중 해상도 병합은 처리해야 하는 정보의 양이 많아지지 만 고해상도의 정보와 저해상도의 정보를 모두 이용할 수 있다는 장점이 있다. 다중 해상도 병합을 이용하면 고해상도나 저해상도의 단일한 해상도에서 찾지 못했던 새로운 패턴 정보를 추출해낼 수 있다. 특히, 문자인식과 같이 이진 입력 데이터를 사용할 경우 더욱 확연하게 패턴을 구분할 수 있기 때문에 필기체 문자인식의 어려움을 해결할 수 있다. 즉, 데이터 정보가 많기 때문에 ART1의 경계변수 ρ 가 패턴간의 경계를 세밀하게 조정할 수 있기 때문에 문자 인 식률이 높아지게 된다.

3.2 유사도 측정 방법

입력 데이터로 이진수를 사용하는 기존의 ART1은 입력 데이터와 클러스터 프로토타입 간의 유사도를 측정할 때, 상대적인 유사도를 사용한다. 예를 들어 '5'와 '2'의 절대적인 차이는 3이지만, ART1에서는 '5'를 '0101', '2'를 '0010'의 4비트의 이진수로 바꾸어 1-Norm의 비율을 비교하는 방법을 이용하여 유사도를 구하면 0.5가 나오게 된다.

임의의 이진 벡터 A 와 벡터 B 가 있을 때, 기존의 ART1에서의 1-Norm을 이용한 유사도는

$$Sim_1 = \frac{\|A\|_1}{\|B\|_1} = \frac{\sum |a_i|}{\sum |b_i|}$$

이다. 이는 각각의 벡터의 성분 중에 '1'인 개수의 비율을 벡터 간의 유사도로 사용하는 방법이다. 이 방법은 단순히 '1'의 개수만을 비교하기 때문에 다양한 위치 정보를 가지고 있는 필기체 문자 이미지에서 사용하기에는 적합하지 않은 유사도 측정 방법이다. 따라서 벡터의 크기뿐만 아니라 위치 정보의 특성까지 비교가 가능한 유사도 측정 방법이 필요하다. 이에 본 연구에서는 ART1에서 입력 층의 벡터 S 와 인터페이스 층의 벡터 X 간의 유사도를 측정하는 방법으로 Simple Matching Coefficient(SMC)와 Jaccard Coefficient(JC) 방법의 사용을 제안한다.

SMC와 JC는 이진수의 유사도를 측정하는 방법으로 벡터의 성분 간의 매칭하는 경우의 수를 세어 비교한다. 임의의 이진 벡터 A 와 벡터 B 가 있을 때, SMC 방법은 다음을 이용한 유사도는 다음과 같다.

$$Sim_{SMC} = \frac{f_{11} + f_{00}}{f_{11} + f_{10} + f_{01} + f_{00}}$$

$f_{a,b_i} = a_i$ 와 b_i 가 매칭하는 개수

(단, a_i 와 b_i 는 벡터 A, B 의 i 번째 성분인 이진수)

SMC 방법에서 f_{00} 의 매칭정보를 제거하면 다음과 같은 JC 방법이 되며, 계산된 유사도는

$$Sim_{JC} = \frac{f_{11}}{f_{11} + f_{10} + f_{01}}$$

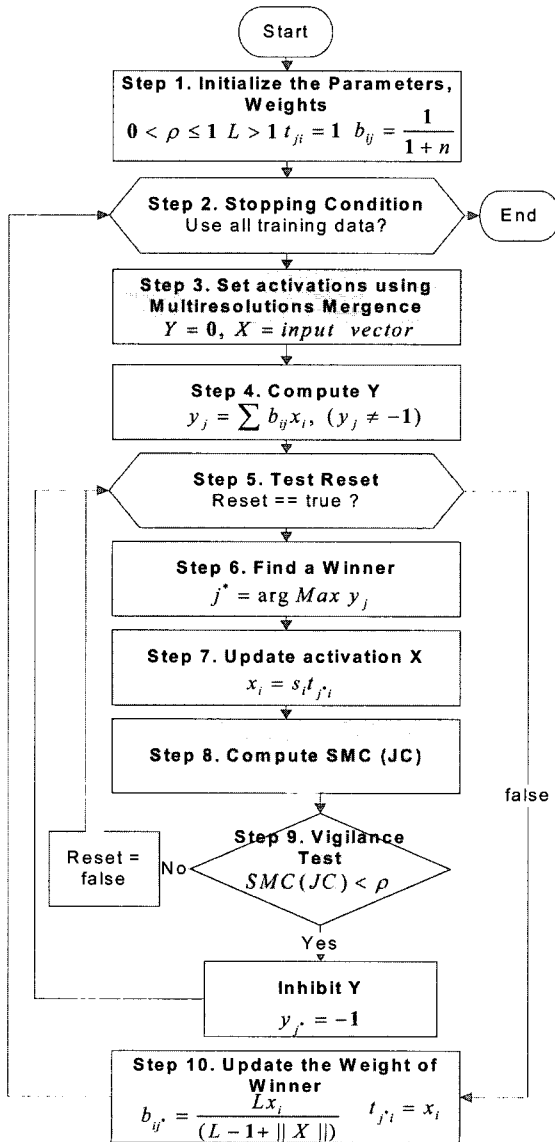
이다. SMC와 JC 방법의 차이는 f_{00} 의 매칭정보를 고려하느냐 안하느냐의 차이인데 이는 문자 이미지에서 여백 정보를 이용할 것인지 안할 것인지의 차이와 같다. 예를 들어, $A = (1, 0, 0, 0, 1, 0, 1)$ 와 $B = (1, 1, 1, 0, 1, 0, 0)$ 의 벡터가 있을 때, 각각의 원소간의 매칭하는 경우의 수를 구하면 $f_{11} = 2, f_{01} = 2, f_{10} = 1, f_{00} = 2$ 가 된다. 각각 SMC와 JC 방법으로 유사도를 구해 보면, $Sim_{SMC} = 0.57, Sim_{JC} = 0.4$ 로 JC 방법보다 여백 정보를 고려한 SMC 방법에서 벡터 A 와 벡터 B 가 보다 유사하다고 판정하게 된다.

이와 같이 제안하는 방법인 SMC와 JC 방법을 이용하면 이미지 정보가 있는 '1'의 크기뿐만 아니라 위치 정보를 동시에 고려하기 때문에 다중 해상도 병합을 이용한 문자 이미지의 특성 정보와 노이즈를 구별하는 유사도 측정 방법으로 사용할 수 있으며, 필기체 문자와 같이 알 수 없는 다양한 패턴을 갖는 문자 인식률을 높일 수 있다.

3.3 수정된 적응 공명 이론 신경망 알고리즘

3.3절에서는 3.1절에서 설명한 다중 해상도 변환과 병합, 그리고 3.2절에서 설명한 SMC, JC 방법을 이용하여 수정된

ART1 알고리즘을 제안한다. 필기체 문자 이미지의 경우 사용하는 필기도구에 따라 문자의 굵기가 달라지는데 문자의 굵기에 따라 여백 공간이 넓어져서 문자 특성 정보에 영향을 미치게 되므로 문자 이미지에서 여백 정보의 사용 여부를 선택할 수 있도록 하여 알고리즘의 활용을 유연하게 하였다. 수정된 ART1 알고리즘은 사용자가 SMC와 JC 방법을 선택함으로써 문자 이미지의 여백 정보의 사용 여부를 결정할 수 있도록 고안하였고, 다중 해상도 변환과 병합으로 많아지는 데이터의 양에 비해 알고리즘 수행 속도가 빠르며 또한, 문자 이미지뿐만 아니라 반도체 웨이퍼와 같은 다른 이미지 패턴 인식에 활용할 수 있다는 특징을 갖는다. (그림 3)은 이진 데이터 정보를 갖는 문자 이미지의 다중 해상도 변환과 병합, SMC와 JC 방법을 이용하여 문자 인식을 높일 수 있도록 수정한 ART1의 흐름도를 나타내고 있다.



(그림 3) 수정된 ART1의 흐름도

다음은 제안하는 수정된 ART1의 단계별 설명이다.

Step 1. 파라미터 및 가중치 초기화

경계변수 ρ 와 가중치 갱신 파라미터 L , 그리고 상향식 가중치 b_{ij} , 하향식 가중치 t_{ji} 를 초기화한다. 그리고 초기 리셋 유닛은 참이다.

$$0 \leq \rho \leq 1, L > 1, b_{ij} = \frac{1}{(1+n)}, t_{ji} = 1$$

Step 2. 종료조건 검사

학습할 데이터가 없으면 종료, 그렇지 않으면 Step 3으로 간다. 다른 종료조건으로는 클러스터 층의 승자인 클러스터로 수렴하여 가중치의 변화가 없는 경우와 모든 클러스터 층의 클러스터 벡터 Y 의 성분이 모두 억제되어 더 이상 리셋할 수 없는 경우, 최대 반복수(Epoch)에 도달했을 경우이다.

Step 3. 층별 벡터 초기화

클러스터 층의 벡터 Y 는 영벡터로 입력 층의 벡터 S 와 인터페이스 층의 벡터 X 는 학습할 입력 데이터로 초기화한다. 여기서는 다중 해상도로 병합된 데이터를 사용한다.

$$Y = 0, X = S, S = \text{학습할 입력 데이터의 벡터}$$

Step 4. 클러스터 층의 벡터 Y 계산

상향식 가중치와 인터페이스 층의 벡터 X 를 이용해 클러스터 층의 벡터 Y 를 계산한다. 단, 벡터 Y 의 성분 중 억제된 성분은 계산하지 않는다.

$$y_j = \sum_{i=1}^n b_{ij} x_i \text{ (단, } y_j \neq -1 \text{)}$$

Step 5. 리셋 검사

리셋 유닛이 참이면 Step 6으로 아니면 Step 10으로 간다.

Step 6. 클러스터 층에서 승자를 찾음 (MST)

클러스터 층의 벡터 Y 의 성분 중 가장 큰 값을 갖는 성분을 찾으며 이것이 승자가 된다.

$$j^* = \arg \text{Max } y_j$$

Step 7. 인터페이스 층의 벡터 X 갱신

승자와 연결된 하향식 가중치와 입력 층의 벡터 S 를 이용하여 인터페이스 층의 벡터 X 를 갱신한다. 이는 승자인 클러스터의 프로토타입이 된다.

$$x_i = s_i t_{j^*i}$$

Step 8. 유사도 측정

입력 층의 벡터 S 와 갱신된 인터페이스 층의 벡터 X 의

유사도를 SMC(또는 JC) 방법으로 계산한다. 기존에는 1-Norm의 비율을 비교하는 방법을 사용하였다.

Step 9. 경계도 검사 (VT)

경계변수 ρ 와 유사도 값을 비교하여 유사도 값이 경계변수 ρ 보다 작으면 리셋 유닛을 거짓으로 하고 Step 5로 간다. 그렇지 않으면 승자를 억제시키고($y_{j^*} = -1$) Step 5로 간다.

Step 10. 가중치 갱신

승자와 연결된 상향식 가중치와 하향식 가중치를 갱신하고 Step 2로 간다.

$$b_{ij^*} = \frac{Lx_i}{L-1 + \|X\|}, t_{j^*i} = x_i$$

4. 실험 및 성능 평가

4.1 실험 환경

기존의 ART1 알고리즘과 제안하는 수정된 ART1 알고리즘의 성능을 알아보기 위하여 다음과 같은 실험환경에서 실험을 실시하였다. 실험 데이터는 알파벳 A~J까지 10개이며 각 알파벳별 사용하는 폰트 수는 100개이며, 총 1,000개의 문자 데이터를 학습하는 과정에서 700개(폰트 70개), 테스트하는 과정에서는 300개(폰트 30개)로 나누어 실험하였다. 인쇄체 문자와 필기체 문자의 비율은 8:2이며, 문자 이미지는 상용 이미지 응용프로그램인 포토샵을 이용하여 48x48의 기본 해상도에서 24x24, 12x12, 6x6의 저해상도로 변환하였고, 각각의 다중 해상도를 병합한 (48x48) + (24x24), (48x48) + (12x12), (24x24) + (12x12), (24x24) + (6x6), (12x12) + (6x6), (24x24) + (12x12) + (6x6), (48x48) + (24x24) + (12x12)의 7개의 해상도를 추가하여 총 11개의 해상도로 다음과 같이 세 개의 그룹으로 해상도를 나누었다,

[해상도 1] 기본 해상도: 48x48

[해상도 2] 저해상도로 변환한 다중 해상도: 24x24, 12x12, 6x6

[해상도 3] 다중 해상도 병합: 다중 해상도 병합의 7개 해상도

파라미터 설정은 최대 클러스터 수는 10개, 최대 반복수는 10회, 가중치 갱신 파라미터 L 은 0.5, 경계변수 ρ 의 변화 방법은 0에서 1까지 0.1씩 증가시켰다. 결과 분석에 사용할 척도는 문자 인식률을 의미하는 알파벳 정분류율을 사용하였다. 알파벳 별로 알파벳 정분류율을 계산하였으며, 알파벳 정분류율 방법은 다음과 같다.

$$\text{알파벳 정분류율(\%)} = \frac{\text{알파벳별 최대군집 폰트수}}{\text{알파벳별 전체 폰트수}} \times 100$$

알고리즘을 구현은 Visual C++ .NET으로 하였으며, 문자

이미지에서 이진 데이터로 전처리하는 과정과 다중 해상도 병합을 하는 과정을 자동화하였다. Pentium 4 3GHz, RAM 1기가의 성능을 가지는 컴퓨터에서 알고리즘을 구현하고 실험을 실시하였다.

4.2 실험 결과 및 분석

다음과 같이 세 가지 실험으로 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 성능을 비교하였다.

[실험 1] 1-Norm의 비율을 이용하는 기존의 ART1 알고리즘 실험

[실험 2] SMC 방법을 이용하여 수정한 ART1 알고리즘 실험

[실험 3] JC 방법을 이용하여 수정한 ART1 알고리즘 실험

<표 1>은 1-Norm의 비율을 이용하는 기존의 ART1 알고리즘의 결과이다. 경계변수 ρ 가 0.1일 때 가장 좋은 결과를 가져왔으며, 다중 해상도 병합을 하기 전에서는 24x24의 해상도에서 56%의 평균 정분류율 결과가 나왔고, 다중 해상도 병합에서는 (48x48)+(24x24)+(12x12)로 병합했을 때, 60%의 평균 정분류율을 보이고 있다. [실험 1]에서는 [해상도 1], [해상도 2]와 [해상도 3]의 평균 정분류율의 차이가 크게 나지 않는다. 알파벳별 최대 정분류율을 보면 (48x48)+(24x24)+(12x12)로 다중 해상도 병합을 했을 때, 'I'가 100%의 정분류율을 보이고 있다.

<표 2>은 문자 이미지에서 여백 정보를 고려하여 문자간의 유사도를 측정하는 SMC 방법을 이용하여 수정한 ART1 알고리즘의 실험 결과로 경계변수 ρ 가 0.7일 때 가장 좋은 결과를 가져왔다. [해상도 1]과 [해상도 2]에서 24x24 해상도, [해상도 3]의 (48x48)+(24x24) 방법으로 다중 해상도 병합했을 때, 모두 64%의 평균 정분류율을 보이고 있다. 알파벳별 최대 정분류율을 보면 [해상도 2]에서는 24x24에서, [해상도 3]에서는 (24x24)+(12x12)와 (24x24)+(12x12)+(6x6)로 다중 해상도 병합을 했을 때, 'I'가 100%의 정분류율을 보이고 있다. [실험 1]과 비교해보면 모두 알파벳 'I'에서 100%의 정분류율을 보이고 있다. 이는 알파벳 'I'가 다른 알파벳에 비해 문자의 특성이 뚜렷하기 때문인 것으로 분석된다.

<표 3>은 문자 이미지에서 여백 정보를 고려하지 않고 문자간의 유사도를 측정하는 JC 방법을 이용하여 수정한 ART1 알고리즘의 실험 결과로 경계변수 ρ 가 0.9일 때 가장 좋은 결과를 가져왔다. [해상도 1]의 기본 해상도에서는 80%의 평균 정분류율을 보이지만, [해상도 3]에서 (12x12)+(6x6) 방법으로 해상도 병합을 했을 때는 99%의 평균 정분류율을 보이고 있어 다중 해상도 병합에 따라 차이가 나고 있다. 알파벳별 최대 정분류율을 보면 [해상도 3]에서는 (12x12)+(6x6)로 다중 해상도 병합을 했을 때, 알파벳 'B', 'C', 'D', 'E', 'F', 'G', 'H'가 100%의 정분류율을 보이고 있고, 알파벳 'I'의 경우는 [해상도 2]의 12x12와 6x6, [해상도 3]에서 (12x12)+(6x6) 경우를 제외하고 100%의 정분류율의 결과가 나왔다. 알파벳 'A'와 'J'는 [실험 1]과 [실험 2]의 결과보다 좋은 결과를 가져왔다. [실험 3]의 CPU 시간은

〈표 1〉 1-Norm을 이용하는 기존의 ART1 알고리즘의 실험 결과 ($\rho = 0.1$)

알파벳	기본 해상도	다중 해상도				다중 해상도 병합								최대 정분류율
	48x48	24x24	12x12	6x6	(48x48)+(24x24)	(48x48)+(12x12)	(24x24)+(12x12)	(24x24)+(6x6)	(12x12)+(6x6)	(24x24)+(12x12)+(6x6)	(48x48)+(24x24)+(12x12)+(6x6)			
A	27%	43%	47%	67%	27%	43%	43%	43%	63%	27%	40%	67%		
B	47%	53%	40%	40%	67%	43%	47%	50%	33%	43%	53%	67%		
C	63%	37%	30%	53%	60%	87%	37%	63%	37%	37%	57%	87%		
D	57%	43%	40%	63%	63%	57%	30%	50%	33%	33%	63%	63%		
E	50%	70%	67%	47%	77%	60%	63%	53%	43%	63%	80%	80%		
F	40%	67%	57%	40%	70%	60%	60%	50%	30%	73%	63%	73%		
G	47%	67%	30%	40%	47%	37%	27%	57%	30%	37%	43%	67%		
H	53%	60%	40%	73%	37%	53%	37%	53%	43%	33%	53%	73%		
I	70%	87%	73%	67%	83%	90%	93%	87%	73%	93%	100%	100%		
J	57%	30%	47%	63%	53%	37%	27%	40%	50%	27%	43%	63%		
평균 정분류율	51%	56%	47%	55%	58%	57%	46%	55%	44%	47%	60%	60%		
학습 시간(초)	0.578	0.140	0.047	0.016	0.750	0.829	0.250	0.171	0.047	0.219	0.750			
테스트 시간(초)	0.031	0.000	0.000	0.000	0.031	0.063	0.016	0.016	0.000	0.016	0.031			

〈표 2〉 SMC 방법을 이용하여 수정한 ART1 알고리즘의 실험 결과 ($\rho = 0.7$)

알파벳	기본 해상도	다중 해상도				다중 해상도 병합								최대 정분류율
	48x48	24x24	12x12	6x6	(48x48)+(24x24)	(48x48)+(12x12)	(24x24)+(12x12)	(24x24)+(6x6)	(12x12)+(6x6)	(24x24)+(12x12)+(6x6)	(48x48)+(24x24)+(12x12)+(6x6)			
A	63%	63%	67%	67%	63%	60%	60%	63%	67%	60%	60%	67%		
B	63%	63%	77%	63%	63%	77%	63%	63%	77%	63%	63%	77%		
C	67%	67%	37%	40%	67%	60%	60%	67%	37%	60%	60%	67%		
D	73%	73%	67%	60%	73%	50%	73%	73%	67%	73%	73%	73%		
E	60%	60%	80%	40%	60%	50%	60%	60%	80%	60%	60%	80%		
F	53%	53%	67%	40%	53%	30%	53%	53%	67%	53%	53%	67%		
G	57%	57%	37%	60%	57%	60%	43%	57%	37%	43%	43%	60%		
H	70%	70%	60%	53%	70%	60%	70%	60%	70%	70%	70%	70%		
I	93%	100%	63%	67%	93%	93%	100%	87%	90%	100%	80%	100%		
J	40%	37%	50%	70%	37%	43%	33%	40%	50%	33%	37%	70%		
평균 정분류율	64%	64%	60%	56%	64%	58%	62%	63%	63%	62%	60%	64%		
학습 시간(초)	0.797	0.187	0.046	0.000	0.610	0.516	0.156	0.125	0.032	0.157	0.625			
테스트 시간(초)	0.047	0.000	0.016	0.000	0.047	0.032	0.015	0.015	0.000	0.000	0.031			

[해상도 3]에서 (48x48)+(24x24)와 (48x48)+(24x24)+(12x12) 방법으로 학습하는 과정에서 1초를 약간 초과하였지만 그 외의 학습하는 과정과 테스트하는 과정은 모두 1초 이내에 끝나는 것을 알 수 있다.

기존의 ART1 알고리즘과 제안하는 수정된 ART1 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 실험한 결과 전반적으로 [해상도 1]을 이용할 때 보다 [해상도 3]의 다중 해상도 병합을 이용했을 때 좀 더 좋은 결과를 많이 가져왔다. 또한, 유사도 측정 방법에서는 문자 이미지에서 여백 정보를 고려하지 않고 문자 간의 유사도를 측정하는 JC 방법을 사용했을 때, 가장

〈표 3〉 JC 방법을 이용하여 수정한 ART1 알고리즘의 실험 결과 ($\rho = 0.9$)

알파벳	기본 해상도	다중 해상도				다중 해상도 병합								최대 정분류율
	48x48	24x24	12x12	6x6	(48x48)+(24x24)	(48x48)+(12x12)	(24x24)+(12x12)	(24x24)+(6x6)	(12x12)+(6x6)	(24x24)+(12x12)+(6x6)	(48x48)+(24x24)+(12x12)			
A	53%	53%	80%	67%	53%	53%	53%	53%	93%	53%	53%	93%		
B	87%	87%	70%	43%	87%	87%	87%	87%	100%	87%	87%	100%		
C	87%	87%	40%	33%	87%	87%	87%	87%	100%	87%	87%	100%		
D	93%	87%	67%	50%	90%	93%	90%	87%	100%	87%	93%	100%		
E	80%	80%	73%	27%	80%	77%	83%	80%	100%	80%	80%	100%		
F	53%	50%	57%	40%	53%	50%	50%	50%	100%	53%	53%	100%		
G	90%	90%	57%	43%	90%	90%	90%	90%	100%	90%	90%	100%		
H	90%	90%	53%	37%	90%	90%	90%	90%	100%	90%	90%	100%		
I	100%	100%	43%	67%	100%	100%	100%	100%	97%	100%	100%	100%		
J	67%	67%	50%	67%	67%	67%	67%	67%	97%	67%	67%	97%		
평균 정분류율	80%	79%	59%	47%	80%	79%	80%	79%	99%	79%	80%	99%		
학습 시간(초)	0.828	0.203	0.047	0.015	1.046	0.890	0.266	0.234	0.079	0.453	1.094			
테스트 시간(초)	0.031	0.000	0.015	0.000	0.032	0.015	0.016	0.000	0.000	0.016	0.031			

좋은 결과가 나왔다는 것을 알 수 있다.

5. 결론 및 추후 연구 과제

최근 유비쿼터스 환경과 정보기술의 발달로 문자 인식의 중요성이 높아지고 있으며, 실생활에서 문자 인식 기술을 이용한 활용이 늘어나고 있다. 문자 인식은 필체의 다양성으로 인하여 문자간의 경계나 노이즈의 구별이 어려워 문자 인식률을 높일 수 있는 연구가 필요하다.

본 연구에서는 다양한 문자 패턴으로 발생하는 문자 간의 경계와 노이즈를 구별하고, 문자 인식률을 높일 수 있는 수정된 ART1 신경망 모델과 해법을 제시하였다. 다중 해상도 병합과 SMC, JC 방법을 이용한 유사도 측정 방법으로 사용자가 보다 유연하게 문자 인식에 사용할 수 있도록 기존의 ART1 알고리즘을 개선하였으며, 알고리즘의 성능 비교를 위해 실험한 결과 평균 알파벳 정분류율에서 제안하는 수정된 ART1 알고리즘이 보다 좋은 결과가 나왔다.

추후 연구 과제로는 다중 해상도 변환 및 병합 방법에 관한 연구, 경계변수, 가중치 갱신 파라미터 등의 최적 파라미터 설정에 관한 연구, 다른 유사도 측정 방법 개발에 관한 연구, 결과 분석에 사용하는 척도에 관한 연구, 다른 지도 관리 학습(supervised)이나 자율 학습(unsupervised) 신경망 모델 적용에 관한 연구 등이 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] 조영임, "인공지능시스템", 홍릉과학출판사, pp. 7-164, 2003.
 [2] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "Adaptive pattern classification and universal recoding, I : Parallel development and coding of neural feature detectors", Biological Cybernetics, Vol 23, pp. 121-134, 1976a.

[3] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "Adaptive pattern classification and universal recoding, II : Feedback, expectation, olfaction, and illusions", *Biological Cybernetics*, Vol 23, pp. 187-202, 1976b.

[4] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol 37, pp. 54-115, 1987a.

[5] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "ART2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns", *Applied Optics*, Vol 260, pp. 4919-4930, 1987b.

[6] G. A. Carpenter, S. Grossberg, B. Rosen, "Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system", *Neural Networks*, Vol 4, pp. 759 - 771, 1991a.

[7] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "ART 3: hierarchical search using chemical transmitter in self-organizing pattern recognition architectures", *Neural Networks*, Vol 3, No 4, pp. 129 - 152, 1990.

[8] G. A. Carpenter, S. Grossberg, J. H. Reynolds, "ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network", *Neural Networks*, Vol 4, pp. 565 - 588, 1991b.

[9] G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Reynolds, D. B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multi-dimensional maps", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol 30, No 5, pp. 698 - 713, 1992.

[10] E. E. Khin, A. Shrestha, R. Sadananda, "ART1: Similarity Measures, *Neural Processing Letters*", Vol 6, pp. 109 - 117, 1997.

[11] T. Takaoka, M. Izumida, K. Murakami, "A classification method to reduce the number of categories in ART1", *Systems and Computers in Japan*, Vol 32, No 11, pp. 952-960, 2001.

[12] L. Massey, "On the quality of ART1 text clustering", *Neural Networks*, Vol 16, pp. 771 - 778, 2003.

[13] K-B. Kim, C-S. Park, "An Enhanced Fuzzy Multilayer Perceptron", *ICONIP 2004*, LNCS 3316, pp. 977-982, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2004.

[14] C. H. Dagli, P. Poshyanonda, "New approaches to nesting rectangular patterns", *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol 8, pp. 177-190, 1997.

[15] C. A. Chang, C. Y. Tsai, "Using ART1 neural networks with destructive solid geometry for design retrieving systems", *Computers in Industry*, Vol 34, pp. 27-41, 1997.

[16] C. B. Wang, Y. J. Chen, Y. M. Chen, H. C. Chu, "Application of ART neural network to development of technology for functional feature-based reference design retrieval", *Computers in Industry*, Vol 56, pp. 428 - 441, 2005.

[17] F. L. Chen, S. F. Liu, "A neural-network approach to recognize defect spatial pattern in semiconductor fabrication", *IEEE Transactions on semiconductor manufacturing*, Vol 13, No 3, pp. 366 - 373, 2000.

[18] S. F. Liu, F. L. Chen, W. B. Lu, "Wafer bin map recognition using a neural network approach", *int. j. prod. res.*, Vol 40,

No 10, pp. 2207-2223, 2002.

[19] K-B. Kim, S-W. Jang, C-K. Kim, "Recognition of Car License Plate by Using Dynamical Thresholding Method and Enhanced Neural Networks", *CAIP 2003*, LNCS 2756, pp. 309 - 319, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2003.

[20] S. Rajasekaran, R. A. Raj, "Image recognition using analog-ART1 architecture augmented with moment-based feature extractor", *Neurocomputing*, Vol 56, pp. 61-77, 2004.

[21] F. D. Palma, G. D. Nicolao, G. Miraglia, E. Pasquinetti, F. Piccinini, "Unsupervised spatial pattern classification of electrical-wafer-sorting maps in semiconductor manufacturing", *Pattern Recognition Letters*, Vol 26, pp. 1857 - 1865, 2005.

[22] K-B. Kim, S-S. Kim, "Hierarchical Recognition of English Calling Card by Using Multiresolution Images and Enhanced Neural Network", *CIS 2005*, Part I, LNAI 3801, pp. 785 - 792, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2005.

[23] K-B. Kim, J-H. Cho, A-S. Oh, "Recognition of English Business Cards Using Enhanced Hybrid Network", *ISNN 2005*, LNCS 3497, pp. 209 - 215, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2005.

[24] K-B. Kim, S-S. Kim, "Recognition of English Calling Card by Using Multiresolution Images and Enhanced ART1-Based RBF Neural Networks", *ISNN 2006*, LNCS 3972, pp. 299 - 305, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006.

[25] K-B. Kim, K-B. Sim, S-H. Ahn, "Recognition of Concrete Surface Cracks Using the ART1-Based RBF Network", *ISNN 2006*, LNCS 3972, pp. 669 - 675, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006.

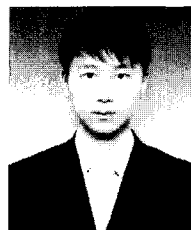
[26] F. Laurene, "Fundamentals of neural networks : architectures, algorithms, and applications", Prentice-Hall, Inc. New Jersey, pp. 222-245, 1994.

최 경 현



e-mail : ghchoi@hanyang.ac.kr
 1980년 서강대학교 수학과 B.S
 1982년 서강대학교 수학과 M.S
 1989년 Virginia Tech. IEOR M.S
 1994년 Virginia Tech. ISE Ph.D
 현재 한양대학교 산업공학과 부교수
 관심분야 : 최적화 이론 및 응용, OR, 데이터마이닝, 신경망

김 민 제



e-mail : miksuez@naver.com
 2005년 한양대학교 정보경영공학과 B.S
 2007년 한양대학교 산업공학과 M.S
 관심분야 : 신경망, 패턴인식, VRP