

---

# 인간 시각의 선택적 지각 능력에 기반한 패턴 분류

김도현\* · 김광백\*\* · 조재현\*\*\* · 차의영\*

Pattern Classification Based on the Selective Perception Ability of Human Beings

Do-Hyeon Kim\* · Kwang-Baek Kim\*\* · Jae-Hyun Cho\*\*\* · Eui-Young Cha\*

---

이 논문은 2006년도 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소의 연구비를 지원받았음

---

## 요 약

인간은 관심을 가지고 있는 영역(ROI)에 대하여 선택적으로 주의를 집중하여 사물의 특징을 인식하게 된다. 본 연구에서는 이러한 인간의 선택적 지각 능력을 적용한 패턴 분류 모델을 제안한다. 먼저 일반적인 클러스터링 알고리즘에 의해 입력 패턴들을 대략적으로 분류하여 참조 클러스터 패턴을 형성하고, 생성된 클러스터의 참조 패턴들을 상호 연관시켜 선택적 지각맵(SPM : Selective Perception Map)을 구성한다. 패턴 분류 및 인식 과정에서는 생성된 SPM을 입력 패턴과 참조 패턴과의 거리 계산에서 가중치로 적용함으로써 인간의 선택적 지각 능력을 패턴 분류에 반영하게 된다. 다양하게 변형된 인쇄체 숫자 및 필기체 숫자 데이터(MNIST)를 통해 실험해 본 결과 SPM을 사용한 패턴 분류 모델이 효과적임을 증명하였다.

## ABSTRACT

We propose a pattern classification model using a selective perception ability of human beings. Generally, human beings recognize an object by putting a selective concentration on it in the region of interest. Much better classification and recognition could be possible by adapting this phenomenon in pattern classification. First, the pattern classification model creates some reference cluster patterns in a usual way. Then it generates an SPM(Selective Perception Map) that reflects the mutual relation of the reference cluster patterns. In the recognition phase, the model applies the SPM as a weight for calculating the distance between an input pattern and the reference patterns. Our experiments show that the proposed classifier with the SPM acquired the better results than other approaches in pattern classification.

## 키워드

SPM, Selective perception, Pattern clustering, Classification model.

## I. 서 론

인간과 컴퓨터의 상호 작용(HCI : Human and Computer Interact)에 관한 연구가 최근에 급격히 증가되고 있으며

이를 통한 생체 인식 및 분류, 보안, 전문가 및 지식시스템 등의 여러 분야에서 활발한 연구가 진행되고 있다. 이와 같이 인간과 컴퓨터가 상호 작용하기 위해서는 인간 자체에 대한 연구가 선행되어야 보다 효과적인 처리가 가능할

---

\* 부산대학교

\*\* 신라대학교

\*\*\* 부산가톨릭대학교

수 있다. 인간에 대한 연구는 두뇌에 대한 연구를 중심으로 신경회로망 및 기계 학습에 대한 연구가 이루어지고 있으며, 이는 인간의 인식 및 분류, 학습 능력을 모방하여 이를 반영하는 것이라 할 수 있다[1-3].

본 연구에서는 인간이 사물 등의 패턴을 인식하는 과정에서 관심을 가지고 있는 영역 (ROI)에 대하여 선택적으로 주의를 집중하는 사실에 입각하여 이를 패턴 분류에 활용함으로써 보다 정확한 패턴 분류 및 인식을 가능하게 하였다.

패턴 분류 방법은 먼저 K-means[4], ART2[6-7] 등 클러스터링 알고리즘에 의해 입력 패턴들을 대략적으로 분류하여 참조클러스터 패턴을 형성하고, 생성된 클러스터의 참조 패턴들을 상호 연관시켜 선택적 지각맵(SPM : Selective Perception Map)을 생성한다. 이렇게 생성된 SPM은 참조 패턴들 사이의 차이점이 선택적으로 부각된 자료구조로써 인간이 가지는 선택적 주의 능력과 유사하다. 마지막으로 패턴 분류 및 인식 과정에서는 입력 패턴과 참조 패턴과의 거리 계산에서 생성된 SPM을 가중치로 적용함으로써 보다 효율적인 패턴 분류를 가능하게 한다.

## II. 패턴 분류 모델

본 연구에서는 참조 패턴을 생성하기 위한 패턴 분류 모델로 K-mean 알고리즘에 의한 클러스터링 기법과 Hierarchical Clustering 기법, ART2에 의한 클러스터링 기법을 사용하였다.

### 2.1 K-means Clustering

K-means 알고리즘에 의한 클러스터링은 임의의 c개의 패턴으로 초기 클러스터 중심 패턴을 설정한 후 입력패턴과 클러스터의 중심패턴과의 거리가 최소가 되는 클러스터에 입력패턴을 멤버로 포함시키면서 k개의 멤버들의 평균으로 클러스터의 중심값을 조정하면서 입력패턴을 분류하는 방법[4]이다.

### 2.2 Hierarchical Clustering

계층적 클러스터링은 N개의 입력패턴이 있을 때 이를 유사한 것끼리 서로 병합(merge)시켜서 원하는 클러스터 개수가 될 때까지 반복하는 방법[5]이다. 여기서 두 개의 클러스터를 병합할 때 클러스터의 참조패턴 벡터의 갱신

은 K-means 알고리즘과 같이 각 클러스터 멤버 벡터들의 평균값을 이용한다. 이와 같은 반복 과정을 거치게 되면 입력패턴 집합에서 유사한 패턴들은 병합되고 그렇지 않은 패턴들은 남게 됨으로써 다양한 입력패턴을 대표할 수 있는 참조패턴 집합으로 클러스터링 되는 장점이 있으나 패턴들간의 거리 측정 및 병합에 있어 시간이 많이 걸리는 단점이 있다.

### 2.3 ART2(Adaptive Resonance Theory)

ART 신경회로망 모델은 1976년 보스턴 대학의 스테픈 그로스버그(Stephen Grossberg)가 경쟁학습(competitive learning)의 약점인 안정성을 보강하여 제안한 모델로써 비교적 빠른 학습 방법으로 실시간 학습이 가능하며 클러스터의 개수가 동적으로 구성되는 구조이다. 또한 기존의 클러스터에 영향을 미치지 않으면서 학습을 수행할 수 있는 안정적인 구조를 가지고 있다.

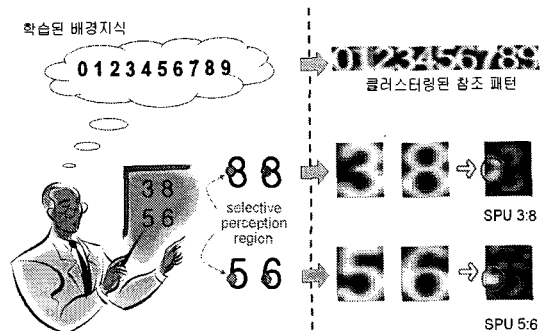


그림 1. 선택적 지각  
Fig. 1 Selective perception

## III. 선택적 지각 맵

인간은 패턴을 인식하는 과정에서 관심을 가지고 있는 영역(ROI)에 대하여 선택적으로 주의를 기울이게 된다. 예를 들어, 그림 1과 같이 숫자에 대한 기존의 배경 지식이 있을 때, 우리는 숫자 '3'과 숫자 '8'을 구분하기 위해서, 왼쪽 중간부분에 주의를 집중시키고 그 위치에서의 획의 유무를 살펴보게 된다. 따라서 이 부분에 획이 존재하면 숫자 '8'로, 그렇지 않으면 숫자 '3'으로 인식하는 경향이 있다. 이와 같은 인간의 지각 특성을 패턴 분류 모델에 적용한다면 인간의 배경지식은 그림 1과 같이 클러스

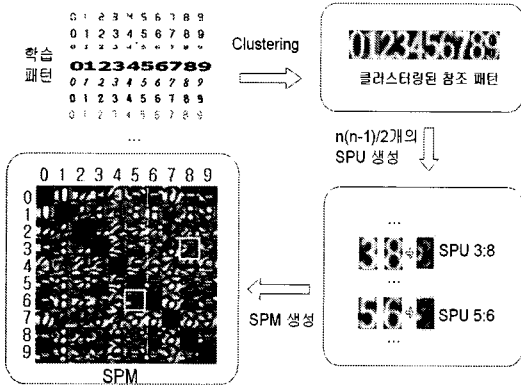


그림 2. 전체 참조 클러스터 패턴에 대한 SPM  
Fig. 2 SPM of total reference cluster pattern

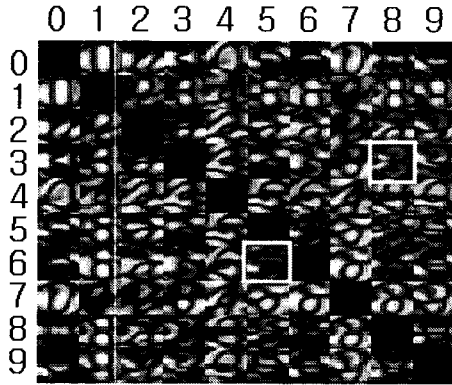


그림 3. 전체 참조 클러스터 패턴에 대한 SPM  
Fig. 3 SPM of total reference cluster pattern

터링을 통해 생성된 참조 클러스터 패턴에 해당될 수 있으며, 인간이 주의를 집중시키는 영역에 대한 지각은 그림 2와 같이 참조 패턴 상호간의 연관성에 의해 SPU (Selective Perception Unit)을 생성한 후 이를 통합하여 SPM(Selective Perception Map)을 생성함으로써 적용할 수 있다. 그림 3은 10개의 참조 패턴으로 만들어진 SPM의 예이다.

### 3.1 SPU 및 SPM의 생성

학습을 통하여 생성된 참조 클러스터 패턴이 N개 존재할 경우, 패턴 간에는 N(N-1)/2개의 관계가 존재하며 이 각각의 관계에 대한 SPU를 생성한다. 두 개의 참조 클러스터 패턴을  $w_i, w_j$ 라 할 때, 이 두 패턴을 먼저 평균값 필

터(mean filter)를 통과시켜 부드럽게 하여 고주파수 성분을 제거한다. 다음, 필터링된 두 개의 패턴에 대한 차연산을 수행하여 차이가 나는 부분을 부각시킴으로써 SPU<sub>ij</sub>를 생성하여 SPU<sub>ij</sub>의 집합이 SPM이 된다.

$$SPU_{ij}(p) = |M_i(p) - M_j(p)| \quad (1)$$

$$M_k = MeanFilter(w_k) \quad (2)$$

### 3.2 가중치 거리함수

신경회로망의 학습을 통하여 생성된 클러스터는 다수결 투표 등을 통하여 그 클러스터가 대표하는 클래스의 Label을 가진다. 이때 새로운 입력패턴에 대해 최소 거리(minimum distance)를 가지는 클러스터  $j^*$ 을 승자 클러스터로 선택하고 이 승자 클러스터의 Label로써 입력패턴을 분류, 인식하게 된다.

일반적으로 입력패턴과 참조 클러스터 패턴 사이의 거리는 식 (3)과 같이 유클리디안 거리(euclidian distance)를 이용하거나, 패턴이 매우 많은 경우나 계산 속도의 향상을 피하기 위하여 식 (4)와 같이 절대값을 이용한 거리(city-block distance) 측정을 사용한다.

$$d_e(x_k, w_j) = \|x_k - w_j\| = \sqrt{\sum_{p=0}^m (x_{kp} - w_{jp})^2} \quad (3)$$

$$d_a(x_k, w_j) = \|x_k - w_j\| = \sum_{p=0}^m |x_{kp} - w_{jp}| \quad (4)$$

SPM을 이용한 패턴 분류 방법은, 입력 패턴과 참조 클러스터 패턴을 식 (3) 또는 식 (4)에 의해 비교하여 가장 가까운 거리를 가지는 두 개의 참조 클러스터 패턴  $w_i$ 와  $w_j$ 를 후보로 선택한다. 두 개의 후보 참조 클러스터 패턴이 대표하는 클래스를 각각  $C_i, C_j$ 라 할 때, 식 (5), 식 (6)과 같은 가중치 거리 함수를 두 후보 패턴에 다시 적용하여 입력 패턴과 더욱 가까운 참조패턴의 클래스로 입력 패턴을 식 (7)과 같이 분류하게 된다.

$$d_{we}(x_k, w_j) = \|x_k - w_j\| = \sqrt{\sum_{p=0}^m (x_{kp} - w_{jp})^2 \cdot SPU_{ij}(p)} \quad (5)$$

$$d_{wa}(x_k, w_j) = \|x_k - w_j\| = \sum_{p=0}^m |x_{kp} - w_{jp}| \cdot SPU_{ij}(p) \quad (6)$$

$$\begin{cases} x_k \in C_i & \text{if } d_{we}(x_k, w_i) < d_{we}(x_k, w_j) \\ x_k \in C_j & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

#### IV. 실험 결과 및 분석

##### 4.1 실험 데이터 구성

본 논문에 사용된 실험 데이터는 인쇄체 숫자와 필기체 숫자 그룹으로 구분하였다.

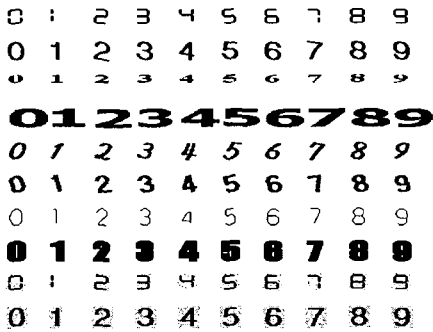


그림 4. 인쇄체 숫자 데이터 예  
Fig. 4 Examples of printed digit data

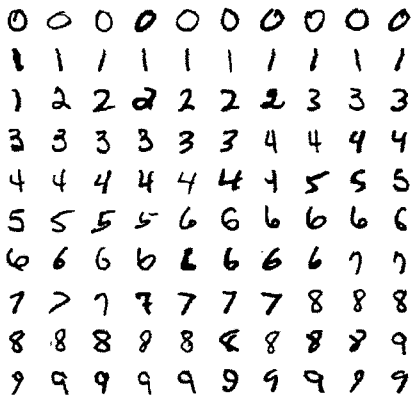


그림 5. 필기체 숫자 데이터 예  
Fig. 5 Examples of hand-written data

첫 번째 데이터 그룹(Group1)은 인쇄체 숫자로서 굴림, 궁서, 돋움, 명조, 바탕, 산세리프, 샘물, 시스템, 신명조, 안상수, 중고딕, 필기, 휴먼엣체, Arial, Courier, Fixdays,

Impact, LED, Orbit-B, Symbol, Times New Roman, Verdana의 22개의 한글 영문 조합 글꼴로 총 220개의 Gray-level 숫자 영상 파일을 기본 데이터로 하였으며, 입력 데이터의 다양한 입력 변형을 포함할 수 있도록 기본 입력 데이터를 위치이동(4), 경사왜곡(4), 세선화(1), 중간값 필터링(1), 좌우 5°, 10°회전(4), 모폴로지 확장, 가로확대축소(2), 세로확대축소(2), 가로세로확대축소(2), 5% Salt&Pepper Noise 추가, Zero-mean Uniformly Distribution Noise를 추가하여 변형한 총 5280개의 변형 데이터를 생성하였으며 이를 15x25 크기로 정규화 하였다. 그 중 임의로 선택한 1760개의 데이터를 학습에 사용하고 나머지 3520개의 데이터를 인식 테스트를 위해 사용하였다. 두 번째 데이터 그룹(Group2)은 필기체 숫자로서 미국 NIST(National Institute of Standards and Technology) 데이터베이스를 새롭게 구성하여 훈련 데이터와 테스트 데이터의 선택이 학습 능력에 미치는 영향을 최소로 한 AT&T사의 MNIST 데이터베이스[9]를 사용하였다. 이미지 영상은 12x12의 크기로 정규화 하였으며, 총 10000개의 이미지 데이터 중 임의로 3329개의 숫자 패턴을 선택하여 학습에 이용하였으며, 나머지 6671개를 테스트에 사용하였다.

##### 4.2 실험 방법 및 결과 분석

두 개의 데이터 그룹 각각에 대하여 K-means, Hierarchical Clustering, ART2를 사용하여 입력 패턴을 클러스터링 하였으며, 데이터 그룹 각각의 패턴 개수에 따라 Group1에서는 50~200개, Group2에서는 100~300개의 참조 패턴을 생성하였다. 특히, ART2에서는 참조 패턴 개수를 초기에 설정할 수 없으므로 vigilance parameter ( $\rho$ )값을 작은 값에서부터 점차 큰 값으로 증가시키면서 K-means, Hierarchical Clustering 방법과 유사한 클러스터 개수로 참조 클러스터 패턴을 생성하였다. 생성된 참조 클러스터 패턴을 기반으로 SPM를 생성하고 이를 이용하였을 때와 이용하지 않았을 때의 데이터 집합에 대한 인식률의 차이 및 분류 속도를 비교 분석하였다.

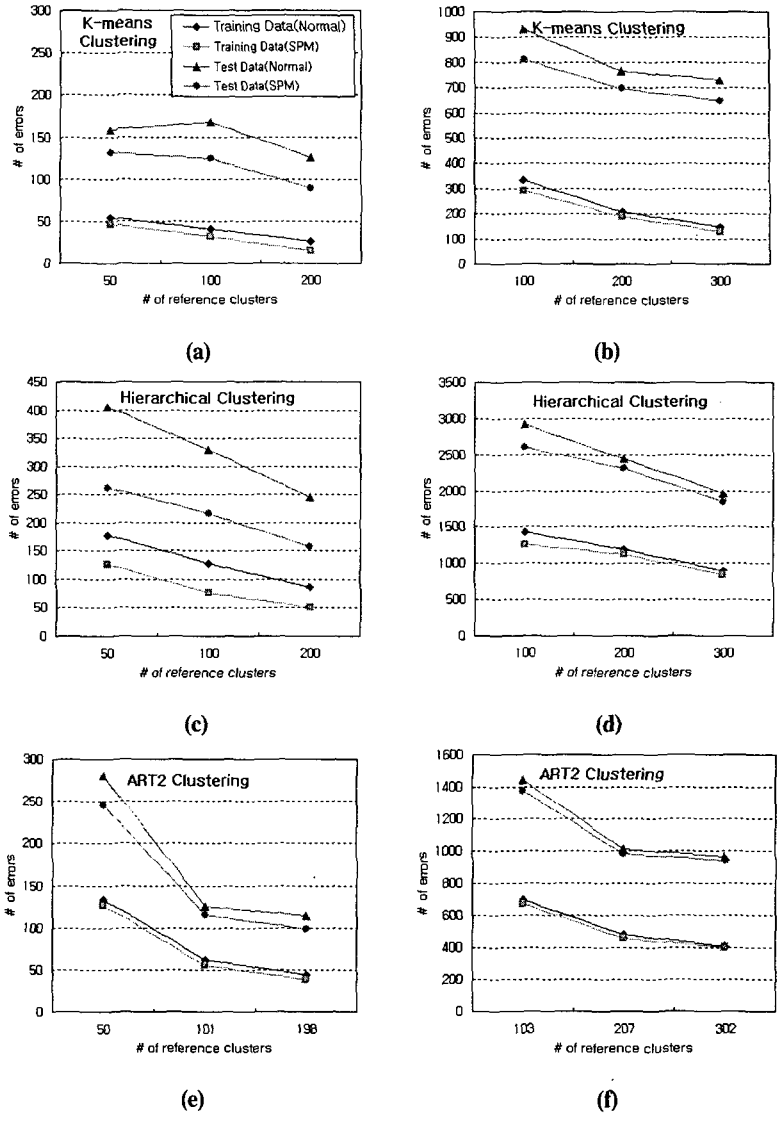


그림 6. 오인식 데이터 개수  
 Fig. 6 Number of classification error data  
 (a),(c),(e) Group1 (b),(d),(f) Group2

첫 번째 인쇄체 숫자 데이터 그룹(Group1)에 대한 실험 결과가 그림 6. (a),(c),(e)와 표 1~표3에 나타나 있다. SPM을 사용할 경우 K-means Clustering 방법은 1760개의 Training Pattern에 대해서 8~9개의 패턴들이, 3520개의 Test Pattern에 대해서는 27~44개의 패턴들이 오인식에서 정인식으로 바뀌는 것을 알 수 있으며 평균 16% 정도의 오류 패턴 감소를 나타내었다. 또한, 패턴 분류 속도에 대해서는, 클러스터의 개수가 작으면 거의 비슷한

속도를 보이지만 개수가 늘어날수록 누적되는 계산량으로 인해 시간이 더 소요되는 것을 알 수 있으나, 개별 패턴을 인식하는 속도를 비교할 경우 0.3~2.7ms에서 조금 더 늘어난 0.3~3.4 ms 정도로 비교적 빠른 분류 속도를 보이고 있다.

Hierarchical Clustering 및 ART2 Clustering 방법도 K-means 방법과 마찬가지로 Training pattern 및 Test pattern 모두 SPM을 사용할 경우 더욱 우수한 성능을 나

타내고 있다. 특히, Hierarchical Clustering의 경우, 표 2에서 보는 바와 같이 다른 클러스터링 방법에 비해 전체적인 인식률은 저조하지만 SPM을 사용할 경우 다른 방법에 비해 더욱 나은 개선된 분류 성능을 나타냄을 알 수 있다.

두 번째 필기체 숫자 데이터 그룹(Group2)에 대한 실험

결과가 그림 6.(b),(d),(f), 표 4~표 6에 나타나 있다.

인쇄체 숫자에 비해 인식률은 좀 더 떨어지는 것을 알 수 있으나, SPM을 사용함으로써 생성된 참조 클러스터 패턴 개수 및 실험 데이터의 성격에 관계없이 상대적으로 더 높은 인식 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

표 1. 실험 결과 K-means Clustering (Group1)  
Table 1. Experimental result - K-means Clustering (Group1)

클러스터	K-means Clustering															
	Training Pattern (1760개)								Test Pattern (3520개)							
	Normal				SPM				Normal				SPM			
	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)
50	1706	54	96.932	601	1714	46	97.386	671	3362	158	95.511	1321	3389	131	96.278	1513
100	1719	41	97.670	2353	1728	32	98.182	2384	3352	168	95.227	4477	3396	124	96.477	4927
200	1734	26	98.523	4937	1745	15	99.148	5818	3394	126	96.420	9583	3430	90	97.443	11967

표 2. 실험 결과 Hierarchical Clustering (Group1)  
Table 2. Experimental result - Hierarchical Clustering (Group1)

클러스터	Hierarchical Clustering															
	Training Pattern (1760개)								Test Pattern (3520개)							
	Normal				SPM				Normal				SPM			
	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)
50	1562	178	89.886	531	1633	127	92.784	631	3114	406	88.466	1402	3528	262	92.557	1603
100	1632	128	92.727	2204	1685	76	95.682	2383	3190	330	90.625	4757	3304	216	93.864	5077
200	1674	86	95.114	4887	1709	51	97.102	5558	3275	245	93.040	10445	3363	157	95.540	11908

표 3. 실험 결과 ART2 Clustering (Group1)  
Table 3. Experimental result - ART2 Clustering (Group1)

클러스터	ART2 Clustering															
	Training Pattern (1760개)								Test Pattern (3520개)							
	Normal				SPM				Normal				SPM			
	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)
50	1626	134	92.386	661	1633	127	92.784	761	3239	281	92.017	1262	3274	246	93.011	1351
101	1698	62	96.477	2434	1705	55	96.875	2683	3394	126	96.420	4566	3405	115	96.733	5077
198	1716	44	97.500	4777	1722	38	97.841	8012	3406	114	96.761	9654	3421	99	97.188	11697

표 4. 실험 결과 K-means Clustering (Group2)  
Table 4. Experimental result - K-means Clustering (Group2)

클러스터	K-means Clustering															
	Training Pattern (3329개)								Test Pattern (6671개)							
	Normal				SPM				Normal				SPM			
	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)
100	2995	334	89.967	651	3038	291	91.259	1001	5741	930	86.059	1763	5862	809	87.873	2434
200	3122	207	93.782	3065	3141	188	94.353	4557	5906	765	88.532	6950	5974	697	89.552	9383
300	3182	147	95.584	6319	3200	129	96.125	9263	5940	731	89.042	14171	6022	649	90.271	19318

표 5. 실험 결과 Hierarchical Clustering (Group2)  
Table 5. Experimental result - Hierarchical Clustering (Group2)

클러스터	Hierarchical Clustering															
	Training Pattern (3329개)								Test Pattern (6671개)							
	Normal				SPM				Normal				SPM			
정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	
100	1906	1423	57.254	600	2075	1254	62.331	991	3755	2916	56.288	1382	4073	2598	61.055	2163
200	2135	1194	64.133	3235	2201	1124	66.116	4767	4223	2448	63.304	6059	4366	2305	65.477	9203
300	2428	901	72.935	5838	2481	848	74.527	9834	4699	1972	70.439	13519	4819	1852	72.238	17796

표 6. 실험 결과 ART2 Clustering (Group2)  
Table 6. Experimental result - ART2 Clustering (Group2)

클러스터	ART2 Clustering															
	Training Pattern (3329개)								Test Pattern (6671개)							
	Normal				SPM				Normal				SPM			
정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	정 (개)	오 (개)	인식률 (%)	시간 (ms)	
103	2631	698	79.033	751	2685	671	79.844	6830	5231	1440	78.414	1362	5293	1378	79.343	2354
207	2852	477	85.671	3265	2875	454	86.362	8362	5657	1014	84.800	6740	5689	982	85.280	10325
302	2923	406	87.804	5759	2927	402	87.924	11467	5707	964	85.549	13630	5729	942	85.879	19238

V. 결 론

본 논문에서는 인간의 선택적 주의 집중 능력을 기반으로 한 SPM을 제시하고 이를 거리 함수에 적용한 새로운 패턴 분류 모델을 제안하였다.

본 논문에서 사용한 패턴 분류 모델은 K-means, Hierarchical Clustering, ART2 Clustering의 방법을 사용하여 참조 클러스터 패턴들을 클러스터링 하였으며, 생성된 참조 패턴들을 기반으로 선택적 지각맵을 구성하였다. 이 선택적 지각맵은 참조 패턴들 사이의 차이점이 선택적으로 부각된 SPU(Selective Perception Unit)으로 구성된 자료구조로써 인간이 가지는 선택적 주의 능력을 패턴 분류 모델에 응용한 것이라 할 수 있다.

제안된 SPM의 유효성을 증명하기 위하여 인쇄체 및 필기체 숫자 데이터베이스를 이용하여 실험하였다. 인쇄체 숫자는 다양한 글꼴을 바탕으로 변형된 5280개의 숫자 이미지를, 필기체 숫자는 MNIST 데이터베이스의 테스트용 숫자 이미지 10000개를 사용하였으며, 이 중 1/3은 학습에 사용하고 나머지 2/3는 테스트에 사용하였다. 실험을 통해 살펴본 결과 SPM을 사용한 패턴 분류 모델은 그렇지 않은 패턴 분류 모델에 비해 분류 속도면에서 추가적인 계산량에 의해 약간의 시간이 더 소요되었으나 인식률에 있어서 참조 클러스터의 개수 및 실험 데이터 성격에 관계없이 이 더욱 우수한 인식 성능을 나

타내었으며 평균 16% 정도의 패턴 오류가 감소되었다.

참고문헌

- [1] Lefteri H. Tsoukalas, Robert E. Uhrig, 'Fuzzy and Neural Approaches in Engineering', Wiley-Interscience publication, 1997
- [2] 한국 HCI 연구회, <http://www.hci.or.kr/>
- [3] Simon Haykin, 'Neural Networks - A Comprehensive Foundation', Prentice Hall, 1999
- [4] R. Baldock, J. Graham, 'Image Processing And Analysis', Oxford University Press, 2000
- [5] Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas, 'Pattern Recognition', Academic press, 1999
- [6] Laurene Fausett, 'Fundamentals of Neural Networks', Prentice Hall, 1994
- [7] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "ART2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input patterns", Applied Optics, Vol. 26, No. 23, 1987, pp.4919-4930.
- [8] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network", Computer, Vol. 21, No.3, 1988, pp.77-88.
- [9] Y. LeCun, L. D. Jackel, L. Bottou, C. Cortes, J. S.

Denker, H. Drucker, I. Guyon, U. A. Muller, E. Sackinger, P. Simard, and V. Vapnik, "Learning Algorithms For Classification: A Comparison On Handwritten Digit Recognition" in Neural Networks: The Statistical Mechanics Perspective, (J. H. Oh, C. Kwon, and S. Cho, eds.), pp.261-276, 1995.

저자소개



**김도현(Do-Hyeon Kim)**

2001년 부산대학교 전자계산학과 졸업.  
2003년 부산대학교 전자계산학과 석사 졸업.

2004년 부산대학교 컴퓨터공학과 박사 재학 중.  
※ 관심분야: 패턴인식, 영상처리 및 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경망, 제어자동화시스템.



**조재현(Yong-Min Park)**

1986년 부산대학교 계산통계학과(이학사)  
1989년 숭실대학교 전자계산학과(공학석사)

1998년 부산대학교 전자계산학과(이학박사)  
2001년~현재 부산가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 부교수  
※ 관심분야: Neural Networks, Artificial Vision System, Image Processing



**김광백(Yong-Min Park)**

1993년 부산대학교 전자계산학과(이학석사)  
1999년 부산대학교 전자계산학과(이학박사)

1996년~1997년 동의공업대학 사무자동화과 전임강사

1997년~현재 신라대학교 컴퓨터공학과 부교수  
2005년~현재 한국지능정보시스템학회 이사  
2005년~현재 한국해양정보통신학회 인공지능 및 지능정보시스템 분과 위원장

※ 관심분야: Neural Networks, Image Processing, Fuzzy Logic, Biological Signal Processing and Biomedical System



**차의영(Eui-Young Cha)**

1979년 경북대학교 전자공학과 졸업.  
1982년 서울대학교 전자계산학과 석사 졸업.

1998년 서울대학교 컴퓨터공학과 박사 졸업.  
1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원.  
1995년~1996년 University of London 방문교수.  
1985년~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수  
※ 관심분야: 컴퓨터비전, 신경망 이론, 웨이블릿