

## 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축에 관한 연구

강희중\*

\*한성대학교 컴퓨터공학과  
e-mail:hjkang@hansung.ac.kr

## A Study on the Efficient Building of a Multiple Classifier System

Hee-Joong Kang\*

\*Department of Computer Engineering, Hansung University

## 요 약

어려운 패턴인식 문제를 다루기 위하여, 다수 인식기를 사용하는 다수 인식기 시스템의 개발에 관한 연구가 활성화 되었으나, 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축에 관한 체계적인 시도는 그리 많지 않았다. 다수 인식기 시스템의 효율성은 인식기 집합에 포함되는 인식기의 선택 방법과 선택된 인식기들의 결합 방법에 의해서 결정되는 시스템의 인식 성능으로 판단될 수 있다. 따라서, 이들 요인을 고려하여 효율성이 높은 다수 인식기 시스템을 구축하는 방법을 살펴보고자 한다.

## 1. 서론

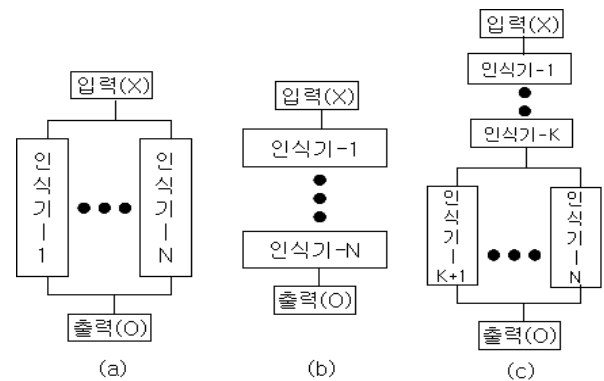
하나의 패턴인식 알고리즘으로 해결하기 어렵거나, 다수의 특징을 하나의 인식 알고리즘으로 다루기 어려운 패턴인식 문제를 다루기 위해서, 다수의 인식기를 사용하는 다수 인식기 시스템의 개발에 관한 연구가 활성화 되어 여러 방법론이 소개되었으나[1,2], 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축에 관한 체계적인 시도는 그리 많지 않았다. 다수 인식기 시스템의 효율성은 시스템의 인식기 집합에 포함되는 인식기의 선택 방법과 선택된 인식기들을 결합하는 인식기의 결합 방법에 의해서 결정되는 시스템의 인식 성능으로 판단될 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 이들 요인을 고려하여 효율성이 높은 다수 인식기 시스템을 구축하는 방법을 살펴보고자 한다.

다수 인식기 시스템에 포함되는 인식기들의 선택 방법으로는 선택되는 인식기들이 어떤 구조로 결합되는가에 따라서 구분하여 검토해 봐야 한다. 그리고, 선택된 인식기에 대해서, 인식기가 출력하는 인식 결과가 어떤 형태를 취하느냐에 따라서 인식기들을 결합하는 방법이 검토될 수 있다. 이러한 인식기의 선택 방법과 결합 방법은 다수 인식기 시스템의 인식 성능에 영향을 끼치는 주요한 요인이며, 특히 인식기의 선택 방법에 대해서는 예제와 함께 좀 더 자세히 살펴보기로 한다.

## 2. 인식기들의 결합 구조에 따른 인식기의 선택 방법에 대한 고찰

다수 인식기 시스템에 포함되는 인식기를 선택하는데 있어서, (그림 1)과 같이 선택되는 다수 인식기들의 결합 구조, 즉 인식기들의 배치가 병렬 방식인지 또는 순차 방식인지 또는 순차과 병렬 방식을 혼합한 혼합 방식인지

등에 따라서 선택되는 인식기가 달라질 수 있다. 대부분의 인식기의 선택 방법에 관한 연구 결과는 주로 인식기들의 결합 구조가 병렬 방식이라고 가정하였다[3,4].



(그림 1) 다수 인식기들의 결합 구조

인식기들의 결합 구조가 (그림 1)의 (a)와 같은 병렬 배치 방식인 경우에는 인식기들의 종류나 특성에 덜 무관하게 최고의 인식 성능을 보일 수 있는 인식기들을 선택하여 인식기 그룹을 결정하는 것이 바람직하다. 이때, 우수한 인식 성능을 보이면서도 선택되는 인식기의 개수가 가급적 적은 수 이면, 적은 수의 인식기 그룹이 많은 수의 인식기 그룹 보다 더 나은 인식 성능을 보일 수 있다는 연구 결과[5]에서와 같이, 이들 인식기를 이용한 다수 인식기 시스템의 구축은 더 효율적이라고 볼 수 있다. 인식기의 선택 문제와 관련된 연구를 보면, 미리 제한된 개수 만큼 정보 이론을 이용하여 인식기를 선택하는 방법에 대한 연구 결과가 있었으며[3], 상호 보완적인 인식기들을 선택하기 위하여 인식기 간의 다양성에 대한 기준을 제안하고, 많은 수의 인식기들을 구현한 다음, 이러한 다양성 기준을 바탕으로 일정한 개수의 인식기를 선택하려는 시

도가 있었다[4].

인식기들의 결합 구조가 (그림 1)의 (b)와 같은 순차 배치 방식인 경우에는, 위 단계에서 인식 대상이 되는 클래스를 빠뜨리지 않도록 기각율을 낮게 하고, 개략적인 특징들을 사용하여 다수 클래스의 그룹으로 분류하는 개략적인 인식기를 선택하여 배치하도록 한다. 아래 단계에서는 상대적으로 기각율을 높이고 좀 더 구체적인 특징들을 사용하여 특정 클래스로 상세하게 분류하는 인식기를 선택하여 배치하도록 한다. 여기에서도 단계별로 필요한 선택되는 인식기의 개수 또는 결정되는 단계의 수가 다수 인식기 시스템의 구축에 관한 효율성에 영향을 준다고 볼 수 있다. 즉, 적은 수의 단계로 인한 적은 수의 인식기들로 우수한 성능을 보일 수 있도록 다수 인식기 시스템을 구축할 수 있다면 더 효율적이라고 볼 수 있다.

끝으로 인식기들의 결합 구조가 (그림 1)의 (c)와 같은 혼합 배치 방식인 경우에는, 위의 두 배치 방식이 지니고 있는 고려 사항이 모두 고려될 수 있으며, 어떤 측면이 강조되어야 하는가에 따라서 혼합 배치의 구성이 달라질 수 있다고 본다. 그렇지만, 마찬가지로 적은 수의 단계와 적은 수의 인식기들로 구성하여 우수한 다수 인식기 시스템을 구축할 수 있다면 더 효율적이라는 점에서 이의가 없으리라 본다. 즉, 우수한 성능을 보이는 다수 인식기 시스템에 포함되는 인식기의 수가 적으면 적을수록 더 효율적인 구축이라고 판단할 수 있다.

### 3. 인식기들의 결합 방법에 대한 고찰

다수 인식기 시스템에 포함되는 인식기들을 결합하는 방법에 대한 연구는 대부분 인식기들이 병렬 배치 방식으로 구성된다는 가정 하에서 수행되었다. 인식기가 출력하는 인식 결과의 형태에 따라서 크게 구분하여 인식기들의 결합 방법을 검토해 볼 수 있는데, 인식 결과가 대상 클래스 중의 하나만을 출력하는 경우 또는 일정한 개수의 대상 클래스를 우선 순위로 따라 출력하는 경우 또는 일정한 개수의 대상 클래스를 점수에 따라 출력하는 경우로 구분하여 각각 검토할 수 있으며, 이러한 구분에 따라 이미 다양한 인식기의 결합 방법이 제안되어 사용되고 있다 [1,6]. 그렇지만, 어느 특정의 결합 방법이 모든 실험 데이터에 대하여 항상 우위에 놓이는 경우는 거의 없다고 알려져 있다[2]. 즉, 절대적인 우위에 있는 인식기의 결합 방법은 아쉽게도 아직 없는 편이다.

인식기의 인식 결과는 점수를 출력하는 경우로부터 클래스들의 순위로 출력하거나 하나의 클래스만을 출력하는 경우로 변환이 가능하다. 점수를 출력하는 경우와 같이, 인식 결과에 정보가 많이 포함되면 될수록 인식기의 결합 방법은 이러한 정보를 이용하여 더 우수한 인식 성능을 보이도록 더욱 복잡해 질 수 있으며, 인식기에 더욱 의존적이 될 수 있다. 따라서, 인식기의 결합 방법들이 비슷한 인식 성능을 보인다면, 구현된 임의의 인식기들을 결

합할 수 있도록 인식기가 하나의 클래스만을 출력한다는 환경 하에서 인식기의 결합 방법을 결정하는 것이 다수 인식기 시스템의 구축에 더 효율적이라고 여긴다.

한편, 인식기의 결합 방법은 베이저안 방법에 기반한 결합 방법과 같이 학습 기능을 가지느냐의 여부에 따라서 훈련 데이터를 필요로 하는 경우가 있다. 이러한 경우에서서는 대표성을 지닌 훈련 데이터를 충분히 확보하는 것이 필요하다. 이러한 결합 방법의 훈련 과정은 실제 인식기들의 결과를 결합하기에 앞서서 단지 한 차례만 수행되기 때문에, 훈련 데이터와 훈련 알고리즘이 존재하는 한 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축에 크게 문제 되지 않는다고 본다.

### 4. 인식기의 개수를 결정하는 인식기의 선택 방법에 대한 고찰과 예제

2장에서 언급한 대로, 다수 인식기 시스템에 포함되는 인식기를 선택하는데 있어서, 적은 수의 인식기 그룹으로 우수한 인식 성능을 보이도록 다수 인식기 시스템을 구축하는 것은 분명 효율적이다. 이 장에서는 (그림 1)의 (a)와 같은 인식기들의 병렬 배치 방식 하에서, 인식기를 선택하는 몇 가지 선택 방법을 소개하고, 이들을 간단한 예제를 통해서 비교, 검토해 보면서, 인식기 그룹에 속하는 인식기의 개수를 결정하는 인식기의 선택 방법에 대해서 살펴보고자 한다.

인식기를 선택하는 방법에 있어서 인식기 간의 다양성에 대한 기준으로 Kuncheva 등이 제안한 Q statistic 기준, Roli와 Giacinto가 제안한 CD (compound diversity) 기준, 그리고 Kang이 제안한 조건부 엔트로피의 최소화에 기반한 클래스-결정 상호정보인 U 기준 등을 살펴본다 [3,4]. Q statistic은 아래 식 (1)과 같이 데이터에 대한 두 인식기 간의 인식 결정에 대한 다양성을 계산하며, 3개 이상의 인식기 그룹에 있어서는 식 (2)와 같이 가능한 두 인식기의 쌍에 대한 Q 값의 합을 가능한 인식기 쌍의 개수로 나눈 평균 Q 값을 해당 인식기 그룹의 Q 값으로 결정하였다. 여기서,  $N^{11}$ 은 두 인식기가 모두 맞춘 데이터의 개수이며,  $N^{00}$ 은 모두 틀린 데이터의 개수이다. 또한,  $N^{10}$ 와  $N^{11}$ 은 둘 중의 하나만 제대로 맞춘 데이터의 개수이다.  ${}_3C_2$ 는 조합(combination)을 나타낸다.

$$Q_{i,k} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}} \quad (1)$$

$$Q_{i,j,k} = \frac{\sum Q_{a,b}}{{}_3C_2} \quad (2)$$

또한, CD 기준은 두 인식기에 대해서 아래 식 (3)과 같이 정의되며, 두 인식기 그룹 간의 다양성은 식 (4)와 같다.

$$CD(E_i, E_j) = 1 - \text{prob}(E_i \text{ fails}, E_j \text{ fails}) \quad (3)$$

$$\text{diversity}(A, B) = \max_{E_i \in A, E_j \in B} CD(E_i, E_j) \quad (4)$$

그리고, 조건부 엔트로피의 최소화에 기반한 클래스-결정 상호정보인 U 기준은 아래 식(5)와 같이 정의되며, 인식기

의 개수는 N 이라고 가정한다. 여기서 L은 클래스를 나타내고,  $E_i$ 는 인식기의 결정을 나타내며, H()는 엔트로피를 나타낸다.

$$\begin{aligned}
 &U(L;E_1,\dots,E_N) \\
 &= \sum_e \sum_l P(e_1,\dots,e_N,l) \log \frac{P(e_1,\dots,e_N|l)}{P(e_1,\dots,e_N)} \\
 &= H(L) + H(E_1,\dots,E_N) \\
 &\quad + \sum_e \sum_l P(e_1,\dots,e_N,l) \log P(e_1,\dots,e_N,l) \quad (5)
 \end{aligned}$$

위와 같은 인식기의 선택 방법에 대해서, 5개의 가상 인식기와 5개의 가상 레이블 클래스 및 데이터를 설정하고, 다수 인식기 시스템을 구축하여 실험한 두 예제를 다루기로 한다. 5개의 가상 인식기는  $E_1, E_2, E_3, E_4, E_5$ 이며, 5개의 가상 클래스인 A, B, C, D, E 를 다루는데, 주어진 가상 데이터에 대해서 하나의 클래스만을 인식 결과로 보인다고 가정한다. 여기서, 5개의 가상 데이터는 각각 5개의 가상 클래스 데이터의 실예(인스턴스)라고 가정한다. 다수의 인식기가 선택된 후에, 다수 인식기 시스템의 인식 성능을 비교하기 위하여 인식기를 결합하는 방법으로 가장 보편적인 투표 기법과 조건부 독립 가정의 베이지안 (CIAB) 기법을 사용하기로 한다. 단, CIAB 기법을 적용하기 위한 훈련 데이터는 설정된 인식율을 맞추도록 인식 실험에 사용된 가상 데이터와 동일하다고 가정한다.

먼저 EX-1 예제는 5개의 가상 인식기들이 <표 1>과 같이 40%의 인식율을 보이는 인식 결과를 지닌다고 가정한다. 다수 인식기 시스템을 위하여 고려되는 인식기의 개수는 1에서부터 최대 5개까지 될 수 있다.

<표 1> EX-1 예제의 40% 인식 결과표

데이터	인식기				
	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$
A	A	B	C	D	A
B	B	B	C	D	E
C	A	C	C	D	E
D	A	B	D	D	E
E	A	B	C	E	E

이러한 가정 하에서, 인식기의 개수를 늘려 가면서 각 인식기의 선택 기준을 적용했을 때 얻어지는 인식기 그룹에 대한 다양성의 계산 값을 보면 <표 2>와 같다. U(L;E) 값은 계산된 근사치로 보여준다. 그리고, 각 인식기 그룹에 대해 얻을 수 있는 가상의 최고 인식율 (pl)과 사용된 두 결합 방법에 대한 인식율을 보면 <표 3>과 같다. 가상의 최고 인식율은 인식기 그룹에 참인 인식 결정을 수행하는 인식기의 존재 여부만을 가지고 계산한 것으로, 이제 까지 제안된 기존의 결합 방법을 통해서 이러한 인식율은 얻기란 불가능하다.

아래 <표 3>에서 4개로 이루어진 인식기 그룹의 경우에 가상의 최고 인식율은 100%이고, 투표 기법으로 결합될 경우에 60%인 반면에, CIAB 기법으로 결합되면 인식율이 100%가 됨을 알 수 있다. 각 결합 기법에서 인식율

이 여러 개로 표현된 경우는 인식된 클래스가 해당 결합 기법에서 타이(tie)인 경우에 이를 어떻게 처리하느냐에 따라서 인식 성능이 달라질 수 있음을 보인 것이다. 아울러, <표 2>에서도 Q statistic과 diversity()는 인식기의 수에 변함이 없는 반면에 U(L;E)는 CIAB 기법이 100%가 되는 4개의 인식기 그룹이 될 때까지 증가함을 알 수 있다. 따라서, 이 경우에 결합 기법으로 CIAB 기법이 사용된다고 가정하면, 다수 인식기 시스템을 4개의 인식기 그룹으로 만드는 것이 인식 성능과 효율성 측면에서 바람직하다고 볼 수 있다.

<표 2> EX-1 예제에서 인식기 개수의 변화에 따른 각 인식기 선택 기준의 계산 결과표

인식기의 수	U(L;E)	Q statistic	diversity()
1	0.5004	-	-
2	0.9503	1/3	0.6
3	1.3322	1/3	0.6
4	1.6094	1/3	0.6
5	1.6094	1/3	0.6

<표 3> EX-1 예제에서 인식기 개수의 변화에 따른 가상의 인식율과 결합 방법의 인식 성능

인식기의 수	pl	투표 기법	CIAB 기법
1	40	40	40
2	60	20,40,60	40,60,80,100
3	80	40	60,80,100
4	100	60	100
5	100	100	100

다음으로 EX-2 예제는 5개의 가상 인식기들이 <표 4>와 같이 60%의 인식율을 보이는 인식 결과를 지닌다고 가정한다. 역시 다수 인식기 시스템을 위하여 고려되는 인식기의 개수는 1에서부터 최대 5개까지가 될 수 있다.

<표 4> EX-2 예제의 60% 인식 결과표

데이터	인식기				
	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$
A	A	B	C	A	A
B	B	B	C	D	B
C	C	C	C	D	E
D	A	D	D	D	E
E	A	B	E	E	E

이러한 가정 하에서, 인식기의 개수를 늘려 가면서 각 인식기의 선택 기준을 적용했을 때 얻어지는 인식기 그룹에 대한 다양성의 계산 값을 보면 <표 5>와 같다. 역시 U(L;E) 값은 계산된 근사치로 보여주고, 각 인식기 그룹에 대해 얻을 수 있는 가상의 최고 인식율 (pl)과 사용된 두 결합 방법에 대한 인식율은 <표 6>과 같다.

아래 <표 6>에서 3개로 이루어진 인식기 그룹의 경우에 가상의 최고 인식율은 100%이고, 투표 기법으로 결합

될 경우에 60%인 반면에, CIAB 기법으로 결합되면 인식율이 100%가 됨을 알 수 있다. 아울러, <표 5>에서도 Q statistic과 diversity()는 인식기의 수에 변함이 없는 반면에, U(L:E)는 CIAB 기법이 100%가 되는 3개의 인식기 그룹이 될 때까지 증가함을 알 수 있다. 따라서, 이 경우에 결합 기법으로 CIAB 기법이 사용된다고 가정하면, 다수 인식기 시스템을 3개의 인식기 그룹으로 만드는 것이 인식 성능과 효율성 측면에서 바람직하다고 볼 수 있다.

<표 5> EX-2 예제에서 인식기 개수의 변화에 따른 각 인식기 선택 기준의 계산 결과표

인식기의 수	U(L:E)	Q statistic	diversity()
1	0.9503	-	-
2	1.3322	1/3	0.8
3	1.6094	1/3	0.8
4	1.6094	1/3	0.8
5	1.6094	1/3	0.8

<표 6> EX-2 예제에서 인식기 개수의 변화에 따른 가상의 인식율과 결합 방법의 인식 성능

인식기의 수	pI	투표 기법	CIAB 기법
1	60	60	40,60
2	80	40,60,80	60,80,100
3	100	60	100
4	100	100	100
5	100	100	100

위의 두 예제를 통한 실험 결과로부터, 인식기의 결합 방법 측면에서 볼 때, 투표 기법 보다는 CIAB 기법이 더 적은 수의 인식기를 사용하여 100%의 인식율을 이룰 수 있음을 알 수 있으며, 클래스-결정 상호정보인 U 값은 이러한 CIAB 기법과 비슷한 성향으로 인식기의 개수가 증가함에 따라 증가하다가 멈추면서, 상대적으로 다른 인식기의 선택 기준 보다 다수 인식기 시스템에 포함될 인식기의 개수를 결정하는데 유용함을 알 수 있었다.

## 5. 결론

본 논문에서는 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축을 위하여 시스템에 포함되는 인식기들의 결합 구조와 결합 방법에 대하여 비교, 검토해 보았다. 특히, 적은 수의 인식기를 사용하는 우수한 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축을 위하여, 간단한 가상의 예제를 통하여 인식기의 개수를 결정하는 인식기의 선택 방법에 대하여 비교, 검토해 보았으며, 조건부 엔트로피의 최소화에 기반한 클래스-결정 상호정보 기준이 유망한 결과를 보임을 알 수 있었다. 또한, 인식기의 선택 기준으로서 클래스-결정 상호정보를 사용할 때, 인식기들의 결합 방법으로서 투표 기법 보다는 CIAB 기법이 더 유용함도 알 수 있었다. 그렇지만, 간단한 예제를 사용함으로써 별도의 근사 방법을 사용하지 않

고 직접 클래스-결정 상호정보 값을 계산하였으나, 실제 데이터를 다루는데 있어서는 그러한 계산이 용이하지 않을 수도 있기 때문에, 이에 대한 고려가 향후 필요하다고 본다.

앞으로 더 진행할 향후 과제로는 널리 사용되는 패턴 인식용 실험 데이터를 가지고, 다양한 인식기와 함께 좀 더 깊이 있는 실험을 수행하고, 그 결과를 바탕으로 다수 인식기 시스템의 효율적인 구축 방안을 다양한 측면에서 검토하여 제안하는 것이다. 또한, 본 논문에서 다룬 기존의 인식기의 선택 기준에 덧붙여서 다른 유망한 인식기의 선택 기준에 대해서도 심도 있는 비교, 검토 연구를 수행하여, 우수한 성능을 보이는 적은 수의 인식기 그룹을 선택하는 인식기의 선택 기준을 찾거나 새로이 제안하는 연구도 필요하다고 본다.

## 참고문헌

- [1] J. Kittler, M. Hatef, R. P. W. Duin, and J. Matas, "On Combining Classifiers", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.20, pp.226-239, 1998.
- [2] T. K. Ho, Chapter 7 Multiple Classifier Combination: Lessons and Next Steps, In H. Bunke and A. Kandel (Eds.), *Hybrid Methods in Pattern Recognition*, World Scientific, 2002.
- [3] H.-J. Kang, "Selection of Classifiers using Information-Theoretic Criteria", *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, vol. 3686, pp.478-487, 2005.
- [4] F. Roli and G. Giacinto, Chapter 8 Design of Multiple Classifier Systems, In H. Bunke and A. Kandel (Eds.), *Hybrid Methods in Pattern Recognition*, World Scientific, 2002.
- [5] K. Woods, W. P. Kegelmeyer Jr., and K. Bowyer, "Combination of Multiple Classifiers Using Local Accuracy Estimates", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.19, pp.405-410, 1997.
- [6] L. Xu, A. Krzyzak and C. Y. Suen, "Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Applications to Handwriting Recognition", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol.20, no.3, pp.733-741, 1990.