

다중 인식기의 결합 방법 - 연구사례 조사

연세대학교 백중현* · 조성배** · 이일병***

● 목	차 ●
1. 서 론	4. 병렬 조합형 결합방식의 연구결과
2. 순차 조합형 결합방식	4.1 추상 레벨
3. 병렬 조합형 결합방식	4.2 순위 레벨
3.1 추상 레벨 결합방식	4.3 측정치 레벨
3.2 순위 레벨 결합방식	5. 결론 및 토의
3.3 측정치 레벨 결합방식	

1. 서 론

최근 전자문서의 개념이 보편화되면서 문자 인식 분야의 연구가 다변화되고는 있지만, 문자 인식에서 가장 중요한 문제는 역시 인식기의 성능을 극대화시키는 것이다. 이 분야 연구자들의 연구 방향은 크게 두 가지 방향으로 진전되고 있는데, 하나는 여러가지 특징을 동시에 사용하여 인식기를 구축하는 것이고, 다른 하나는 인식기 자체를 여러 개 사용하는 것이다. 이처럼 복수의 특징과 인식기를 사용하는 것이 인식 성능을 향상시킨다는 것은 이미 국제 인식기 경쟁을 통하여 증명이 되었다[31, 33].

여러개의 특징벡터를 사용하는 경우에는 어떤 특징을 추출하느냐가 중요한데, 핵심은 상호 보완적인 특징들(전역적 특징, 통계적 특징, 기하학적 특징 등)을 입력으로 사용하여 좀더 나은 결과를 얻고자 하는 것이다. 반면에 다중 인식기 방법은 여러 개의 인식기를 결합하여 최종 결과를 얻는 것으로 인식 시스템 자

체에 많은 노력을 들이지 않고도 쉽게 성능을 향상시킬 수 있다는 면에서 큰 관심을 끌고 있다. 실제로 최근에 ICDAR(International Conference on Document Analysis and Recognition)이나, ICPR(International Conference on Pattern Recognition) 등의 문자인식 관련 학회에서 다중 인식기를 효과적으로 결합하는 방법론에 대한 논문이 많이 발표되고 있다. 본 논문에서는 다중 인식기를 결합하는 방법에 대해서 지금까지의 연구 동향을 파악하고 향후 발전 방향에 대하여 전망해 보고자 한다.

다중 인식기 시스템은 인식기의 나열방법에 따라서 순차 조합형(Sequential Combination Type)과 병렬 조합형(Parallel Combination Type)으로 나눌 수 있다. 순차 조합형은 인식기를 파이프 라인처럼 늘어 놓는 방식으로, 쉬운 패턴은 앞쪽에서 인식이 되고 어려운 패턴은 여러 레벨을 거치면서 인식되도록 한다. 이 방법은 인식기를 어떻게 나열하느냐가 시스템 구성의 관건이 되는데, 시스템 구성 방법에 다양성이 없고 개별 인식기의 성능에 비해서 결합 후의 성능이 그다지 향상되지 않는다는 단점으로 현재는 다소 정체되어 있는 연구분야이다. 병렬 조합형은 인식기를 병렬로 구성하여

*학생회원
**정회원
***중신회원

주어진 패턴을 여러 인식기가 인식하도록 하고, 이것을 바탕으로 최종 결정을 내리도록 한다. 이 분야가 현재 활발히 연구되고 있어서 일반적으로 다중 인식 방법은 병렬 조합형을 의미한다.

병렬 조합형은 인식기가 만들어 내는 결과의 형태에 따라 다시 세 가지 레벨로 나눌 수 있다[44]. 즉, 인식기가 하나의 인식 결과만을 출력하는 추상 레벨(Abstract Level)과 순위의 형태로 출력하는 순위 레벨(Rank Level), 그리고 순위와 더불어 신뢰값까지 함께 출력하는 측정치 레벨(Measurement Level) 등으로 분류된다. 추상 레벨의 경우에는 제공되는 정보가 극히 적다는 단점때문에 주로 인식기의 과거 성향이 결함에 크게 관여하는 방식을 취한다. 반면에 순위 레벨은 보다 많은 정보로 결함을 수행하며, 인식기의 과거 인식 성향에 대한 정보는 거의 사용하지 않는다. 마지막으로 측정치 레벨의 경우는 가장 많은 정보로 결함을 수행하기는 하지만 인식결과와 함께 제공되는 점수에 일관성을 유지하도록 하여야 한다.

본 논문의 2장과 3장에서는 지금까지 발표된 대표적인 순차 조합형 시스템과 병렬조합형 시스템을 정리하여 보았고, 4장에서는 특별히 최근에 널리 연구되고 있는 병렬 조합형 시스템의 연구 사례를 모아 그 결과를 제시하였다. 마지막으로 5장에서 각 방법을 비교한 결과 및 앞으로의 연구 방향 등에 대해서 전망하였다.

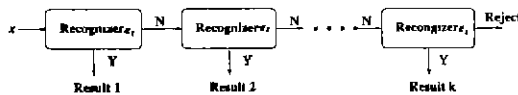


그림 1 순차 조합형의 구조

2. 순차 조합형 결합방식

순차 조합형은 인식기를 그림 1에서와 같이 순차적으로 나열하여 입력 패턴이 주어지면 나열된 인식기가 차례로 인식을 수행하는 것이다. 어떤 패턴은 하나의 인식기만 거치고 빠져나올 수도 있고, 어떤 경우에는 마지막 인식기

까지 가야 결정을 볼 수도 있다. 즉, 시스템이 목적하는 바는 인식이 용이한 패턴들은 먼저 간단하고 효율적인 방식으로 인식되도록 하고, 인식이 어려운 패턴은 후반부에서 복잡하고 비용이 많이 드는 인식기로를 처리되도록 하자는 것이다.

순차 조합형 시스템을 이용한 연구들은 1980년대 후반에서 1990년대 초반에 주로 이루어졌는데, 그 대표적인 연구 사례를 살펴보면 표 1과 같다.

표 1 순차 조합형의 연구 사례 및 결과

저 자	인식 시스템의 구성	사용한 데이터	인식 성능 (%) 인식률/신뢰도
Ahmed [1]	통계적 인식기→ 구조적 인식기	CENPARMI 숫자	89.55/96.55
Lam [25]	구조적 인식기→ 이완 정합 방법	CENPARMI 숫자	
Gader [10]	원형 정합→ 모델 베이스 인식기→ 신경망 인식기	CENPARMI 숫자 CEDAR 숫자	96.35/99.00 98.20/99.23
Wang [42]	신경망 인식기→ 이완 정합 방법	CENPARMI 숫자	92/92
Kimura [22]	통계적 인식기→ 구조적 인식기	French Company 숫자	95.97/99.66
	구조적 인식기→ 통계적 인식기		95.99/99.68
Takahashi [41]	신경망 인식기→ 1대1 검증기	NIST 대문자	95.8(1.2 증가)
Kwon [24]	통계적 인식기→ 구조적 검증 방법	온라인 한글 문자	96.40(5 증가)

Amehd와 Suen[1]은 통계적 인식기를 앞부분에 놓고 인식을 수행하고, 인식이 어려운 숫자들은 구조적 인식기를 이용하여 처리 하였다. Gader[10]은 4개의 인식기(모델 베이스 인식기, 원형 정합 인식기, 신경망 인식기, 푸리에 계수 인식기)를 이용하여 다양하게 단계를 구성하여 실험하였다. 그 중 원형 정합 인식기, 모델 베이스 인식기, 신경망 인식기의 순으로 나열한 것이 가장 좋은 결과를 냈다. Duerr[6]은 4단계의 분류과정을 거치도록 하였다. 즉, 통계적 인식기, 구조적 인식기를 먼

저 적용하여 약 95% 정도의 패턴을 처리하고 나머지 경우에 대하여 더 자세한 구조적 분석을 수행한 후에 최종적으로 경험적 정합 방식을 사용하였다. Lam과 Suen[25]은 속도가 빠른 구조적 인식기와 신뢰도 높은 이완 정합 인식을 순차적으로 나열한 시스템을 제안하여 필기 숫자 인식에 적용하였다. Wang[42]의 혼합형 인식 시스템은 히스토그램 특징을 입력으로 하는 신경망 인식을 먼저 적용한 후에 인식이 되지 않은 경우에 대하여 이완 정합 방법을 채택하여 인식을 수행하였다. Kimura와 Shridhar[22]은 통계적 분별함수인 QDF (Quadratic Discriminant Function)를 적용한 Kimura의 인식기와 숫자의 좌우 윤곽선으로부터 구조적 특징을 얻어 인식을 수행하는 Shridhar의 인식기를 갖고 두 가지의 배열을 만든 후 인식 실험을 하였다. 결과는 두 가지 배열이 거의 동일한 결과를 내었다.

위의 연구 사례들은 모두 인식기를 어떻게 나열하여야 더 좋은 성능을 얻는가에 관련된 연구였다. 그러나 최근에는 이미 가지고 있는 주인식기 시스템을 이용하여 모든 결과를 얻은 후에, 그 결과에 대해 검증하는 인식기를 추가하는 연구가 발표되고 있다. 대표적인 연구로, Takahashi[41]는 영문자 대문자에 대하여 주인식기인 신경망 인식기를 이용하여 인식한 후에, 자주 혼동되는 쌍들을 정리하여 이들을 1대 1로 검증하도록 시스템을 구축하였다. 이를 이용하여 2% 정도의 성능 향상 효과를 얻을 수 있었다. Kwon[24]의 경우에는 온라인 문자 인식을 위한 통계적 인식기를 구현하고, 완전하지 못한 결과에 대하여 구조적 인식기를 두어서 혼동되는 패턴을 분별할 수 있도록 하였다.

순차 조합형의 경우에 주된 문제는 어떤 인식기를 선택하여 어떻게 배열할 것인가이다. 따라서 연구의 주된 방향은 일반적으로 쉽게 구현 가능하면서도 인식률이 높은 신경망이나 통계적 방법을 앞부분에서 사용하고, 뒷부분에 구조적 인식 시스템을 사용하여 최종 판단을 한다. 이것은 Takahashi와 Kwon의 연구에서 처럼 구조적 인식기가 하나의 독립된 인식 시스템이라기 보다는 검증 시스템의 역할을 수행

한다고 볼 수 있다. 이미 알려진 결정 이론을 통하여 판정을 내리는 것이 아니라, 인식기가 현재 내려진 결론을 바탕으로 그것이 옳은지 그른지를 판단하는 것이다.

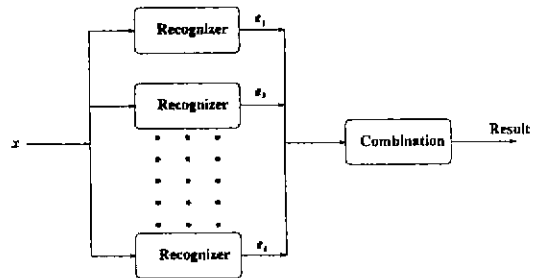


그림 2 병렬 조합형의 구조

3. 병렬 조합형 결합방식

병렬 조합형은 그림 2와 같이 여러개의 인식기를 동시에 사용하여 주어진 입력패턴을 인식하도록 한 후, 인식 결과를 조합하는 방식을 의미한다. 즉, 패턴 인식이란 M 개의 클래스 ($A = \{1, \dots, M\}$)로 이루어진 문제에서 입력된 미지의 패턴 x 가 어느 클래스에 속하는지를 결정 ($v \in A \cup \{M+1\}$, 단 $M+1$ 은 기각 클래스)하는 것인데, 병렬 조합형 방법에서는 K 개의 인식기가 출력하는 결과 e_k 를 이용하여 최종 결정을 $v = F_i(e_k(x))$ 로 내리는 것이다. 이때 결합함수 F_i 는 $e_k(x)$ 가 제공하는 정보에 따라 추상 레벨(F_A), 순위 레벨(F_R), 측정치 레벨(F_M) 등으로 나눌 수 있다.

3.1 추상 레벨 결합방식

추상 레벨에서 결합하는 방법들은 K 개의 분류기가 각각 출력한 하나의 인식 결과를 결합하는 것이다. 즉,

$$v = F_A(e_k(x)) \tag{1}$$

단, $e_k(x) = j_k$ 이고 $j_k \in A \cup \{M+1\}$ 이다.

여기에서 조합 함수 F_A 를 효과적으로 구하는 것이 문제인데, 대표적으로 다수결 방식(Majority Voting), 베이시안(Bayesian), BKS (Behaviour Knowledge Space) 등이 사용된다.

3.1.1 다수결 방식

가장 널리 사용되는 간단한 방법으로 다수의 결정에 따르자는 것이며, 다음과 같은 방식으로 F_A 를 구한다.

$$F_A(e_k(x)) = \begin{cases} j & \text{if } G_E(x \in C_j) = \max_{i \in A} G_E(x \in C_i) > K/2 \\ M+1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$G_E(x \in C_i) = \sum_{k=1}^K G_K(x \in C_i), i \in A \quad (3)$$

$$G_k(x \in C_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } e_k(x) = i \text{ and } i \in A \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

이 방법의 장점은 별도의 기억 장소를 필요로 하지 않으면서도 다른 복잡한 결합 방식과 비슷한 수준의 결과를 낸다는 것이다. 그러나 각 인식기의 인식 성향과 성능에 관계없이 동일한 가중치를 갖고 결합을 하기 때문에 상대적으로 성능이 좋지 않은 인식기가 포함되어 있을 경우에는 최종결과에 커다란 영향을 미친다는 단점이 있다.

3.1.2 베이시안 방식

다수결 방식은 각 인식기의 출력 결과만으로 결합하는 반면에, 베이시안 방식은 각 인식기의 오류 가능성도 최종 결과에 영향을 미치도록 한다. 즉, 인식기의 가중치를 달리하는 결합 방식이라 할 수 있다. 각 인식기의 오류 가능성은 식(5)와 같은 혼동행렬로 표현할 수 있으며, 이를 이용하여 조건부 확률 $P(x \in C_i | e_k(x) = j)$ 를 끌어낼 수 있다. 이것은 k -번째 분류기가 입력 x 를 j 번째 클래스라고 했을 때 입력 x 가 클래스 i 에 속할 확률을 의미한다.

$$PT_k = \begin{pmatrix} n_1^1(k) & n_2^1(k), \dots, n_M^1(k) & n_1^{M+1}(k) \\ n_1^2(k) & n_2^2(k), \dots, n_M^2(k) & n_2^{M+1}(k) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ n_M^k(k) & n_2^k(k), \dots, n_M^k(k) & n_M^{M+1}(k) \end{pmatrix} \quad (5)$$

혼동행렬의 각 요소 $n_j^i(k)$ 는 인식기 e_k 가 결과 j 를 출력할 때 실제 부류가 C_i 인 경우에 속하는 데이터의 갯수를 의미한다. 이와 같은 혼동행렬을 지식베이스로 하여 아래와 같은 신뢰도 함수를 구할 수 있다.

$$BEL(i) = \eta \prod_{k=1}^K P(x \in C_i | e_k(x) = j_k), \quad \text{for } i=1, \dots, M \quad (6)$$

여기서 η 는 $\sum_{i=1}^M BEL(i) = 1$ 을 만족시키기 위한 정규화 계수이다. 각 인식기가 상호 독립적이라는 가정하에 베이시안 방법은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$F_A(e_k(x)) = \begin{cases} j & \text{if } BEL(j) = \max_{i \in A} BEL(i) \geq \alpha (0 < \alpha \leq 1) \\ M+1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서 α 는 신뢰도의 선택 여부를 결정하는 임계값이다.

3.1.3 BKS 방식

캐나다 Concordia 대학의 Suen 그룹에서 제안한 방법으로 [15], 각 인식기의 행동 결과를 지식 기반으로 하여 이들 결과를 결합하는 방식이다. 이것은 각 인식기가 서로 독립일 필요가 없고 학습시킬 수 있다는 장점이 있지만, 기억장소가 많이 필요하다는 단점이 있다. BKS 방식을 정의하기 위해서는 다음과 같은 기본적인 정의가 필요하다.

$BKS(e_1(x), \dots, e_k(x))$: 각 인식기의 인식 상황을 나타내는 BKS 요소.

$n_{e_j(x) \in C_j(x)}(m)$: $BKS(e_1(x), \dots, e_k(x))$ 일때 클래스 m 에 속하는 데이터의 갯수.

$T_{e_j(x) \in C_j(x)}$: $BKS(e_1(x), \dots, e_k(x))$ 에 속하는 데이터의 총수.

$R_{e_j(x) \in C_j(x)}$: $BKS(e_1(x), \dots, e_k(x))$ 를 대표하는 클래스.

위와 같을 때 BKS 결합 규칙은 식(8)과 같이 정의할 수 있다.

$$F_A(e_k(x)) = \begin{cases} R_{e_j(x) \in C_j(x)}, & \text{if } T_{e_j(x) \in C_j(x)} > 0 \text{ and} \\ \frac{n_{e_j(x) \in C_j(x)}(R_{e_j(x) \in C_j(x)})}{T_{e_j(x) \in C_j(x)}} \geq \lambda & (8) \\ M+1 & , \text{ otherwise} \end{cases}$$

이 때 λ 는 BKS 요소의 대표결과를 받아들일

것인지, 기각할 것인지를 결정하는 임계값이다.

$$T_{e_j(x)} = \sum_{m=1}^M n_{e_j(x)}(m)$$

$$R_{e_j(x)} = (j | n_{e_j(x)}(j))$$

$$= \max_{m=1}^M n_{e_j(x)}(m)$$

표 2는 세 개의 인식기를 BKS로 결합한 예를 그림으로 표현한 것이다.

표 2 BKS방식을 이용한 결합의 예

BKS 요소			상 황	대 표 결 과
인식기1	인식기2	인식기3		
7	7	7	0:1, 7:176	7
7	7	9	3:1, 7:1, 9:20	9
7	9	7	7:113, 9:5	7
9	7	7	7:1	기 격
9	9	7	9:98, 7:5	9

3.2 순위 레벨 결합방식

이것은 K개의 분류기가 주어진 패턴 x에 대하여 순위 벡터형태로 인식 결과를 내는 경우에, 이를 효과적으로 조합하여 가능성이 높은 클래스의 순위를 가장 높게 만드는 방법이다. 즉 다음의 조건을 만족하는 v를 구하는 것이다.

$$v = F_R(e_k(x)) \tag{9}$$

단 $e_k(x) = \{r_i(x) | \forall i, (1 \leq i \leq M)\}$ 이다. 결국 문제는 최적의 조합함수 $F_R(e_k(x))$ 를 찾는 것이며, 이를 위한 대표적인 방법들은 대부분 전통적인 의사결정 지원을 위해 개발되었던 방법들을 적용한 것이다.

3.2.1 최고 순위(Highest Rank)

사용한 인식기의 수가 적은 경우에 주로 이용하는 방식으로 특정한 형태의 패턴에 대해 강점을 갖는 인식기의 특성이 결정에 반영되도록 한 방법이다. 이는 식(10)과 같다.

$$F_R(e_k(x)) = \min_{i \in A} (H_i(e_k(x))) \tag{10}$$

단, $H_i(e_k(x)) = \min_{k=i}^K (r_k(x))$ 이다. 즉, 각 클래스에 대해 인식기 e_k 가 출력한 순위들 중 가

장 높은 순위를 그 클래스의 점수로 정한 후, 가장 높은 점수를 갖는 클래스를 최종 결과로 내어 주는 것이다.

3.2.2 Borda 함수

클래스 i에 대하여 문자 인식기 e_k 가 출력한 순위 r_k 에 따라 “ $M-r_k$ ”를 할당하고, 이 값을 모든 인식기에 대해 합산한 것을 그 클래스의 Borda 점수로 정하고, 이 점수가 큰 순서대로 순위를 결정하는 방식이다. 여기에는 모든 인식기를 같은 가중치로 결합하는 비가중화 Borda 함수와, 다른 가중치로 결합하는 가중화 Borda 함수가 있다. Borda 함수는 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$F_R(e_k(x)) = \max_{i \in A} (B_i(e_k(x))) \tag{11}$$

$$B_i(e_k(x)) = \begin{cases} \sum_{k=1}^K (M-r_k(x)) & \text{비가중화일 경우} \\ \sum_{k=1}^K W_k * (M-r_k(x)) & \text{가중화일 경우} \end{cases} \tag{12}$$

3.2.3 기타 의사결정지원 함수

여기에는 여러가지 방법들이 있지만 Kang과 Kim은 특히 Condorect함수와 Nanson함수를 적용하여 좋은 결과를 얻었다.

먼저 Condorect함수는 각 클래스에 대하여 자신을 제외한 다른 모든 클래스와 순위를 비교하여 높은 순위의 인식기 갯수를 합한 후에 가장 작은 값을 그 클래스의 Condorect 값으로 정하고, 이 값으로 다시 정렬하여 가장 큰 값을 내는 클래스부터 순위를 결정하는 방식이다. 이것은 결합방식의 특성으로 Maxmin함수라고도 한다. $\#(K : r_k > r_j)$ 를 클래스 i가 클래스 j보다 높은 순위라고 주장하는 인식기의 총수라고 정의하면, Condorect 함수의 결합 규칙은 다음과 같이 표현된다[20].

$$F_R(e_k(x)) = \max_{i \in A} (Con_i(e_k(x))) \tag{13}$$

$$\text{단, } Con_i(e_k(x)) = \min_{j \in M-(i)} \#(K : r_k > r_j) \tag{14}$$

Nanson함수는 기본적으로 Borda함수와 유

사하다. Borda 점수를 계산한 후에 점수가 가장 작은 클래스를 제거하고 나머지 클래스에 대해 순위를 재조정후 다시 Borda 점수를 계산한다. 이 과정을 반복하여 수행한 후, 클래스가 제거되는 순서의 역순으로 순위를 재정렬한다. Nanson함수는 다음과 같은 형태로 표현된다[20].

$$\begin{aligned}
 M_0 &= M \\
 M_{t+1} &= M_t - \{j \in M_t \mid B_j(e_k(x)) = \min_{i \in A} B_i(e_k(x))\} \\
 Nanson(e_k(x)) &= \lim_{t \rightarrow \infty} M_t \quad (15)
 \end{aligned}$$

3.3 측정치 레벨 결합방식

이것은 K개의 인식기가 주어진 패턴 x를 인식한 결과를 각 클래스에 대한 신뢰값으로 줄 때 이들을 효율적으로 조합하여 최적의 결과를 얻는 방법이다. 즉,

$$v = F_m(e_k(x)) \quad (16)$$

단, $e_k(x) = \{m_i(x) \mid \forall_i (1 \leq i \leq M)\}$ 이다. 여기서 $F_m(e_k(x))$ 에 적용되는 조합방법들은 다음과 같은 것이 있다.

3.3.1 신뢰값의 합산법

가장 간단한 방법으로 각 클래스 i마다 주어진 신뢰값 m_i 를 모두 더하여, 합산한 결과가 가장 높은 클래스를 우승 클래스로 선택하는 것이다. 즉,

$$F_m(e_k(x)) = \max_{j \in A} S_j \text{ 단, } S_i = \sum_{k=1}^K m_i^k \quad (17)$$

위의 식에서는 측정치 m 을 그대로 사용하였지만, 대부분의 경우에 각 인식기마다 측정치의 기준이 다르기 때문에 이를 다시 한 번 변환하는 작업이 필요하다.

3.3.2 신경망

이것은 신경망이 갖는 학습 능력을 이용하는 방법이다. K개의 인식기가 M개의 클래스에 대한 신뢰값의 벡터를 출력할 때 입력 노드가 $K \times M$ 개이고 출력노드가 M개인 다층 퍼셉트론을 구성할 수 있다. 이와같은 신경망을 학습시킴으로써 각 인식기의 인식 성향 및 특징이 자

동적으로 표현되도록 한다. 신경망을 이용하는 방법은 다음과 같이 정리된다.

$$F_M(e_k(x)) = \max_{i \in A} NN_i(e_k(x)) \quad (18)$$

$$NN_i(e_k(x)) = 1 / (1 + e^{-\text{net}_i(e_k(x))}) \quad (19)$$

$$\text{net}_i(e_k(x)) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^M W_{l,k} m_l^k(x) + \theta_i \quad (20)$$

단, $W_{l,k}$ 는 신경망의 연결 강도를 θ_i 는 바이어스를 나타낸다.

3.3.3 퍼지 적분

각 인식기의 신뢰도를 알고 있는 경우에는 이들 신뢰도를 가중치로 변환하여 결합하면 보다 효과적일 수 있다. 퍼지 적분은 가중치를 구하는 방법과 이를 결합하는 방법을 자연스럽게 연결해 줄 수 있는 결합 방법이다. 퍼지 적분은 Sugeno[39]에 의해 처음 개발되었고, Tahni와 Keller[40]가 처음으로 g_λ 퍼지 척도에 의한 조합 방법을 제안하였다.

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 이 유한 집합이고, $h: Y \rightarrow [0,1]$ 이 $h(x_1) \geq h(x_2) \geq \dots \geq h(x_n)$ 을 만족하는 함수라고 하면, X에 대한 퍼지 척도 g 의 퍼지 적분값 e 는 식(21)과 같이 계산된다.

$$e = \max_{i=1}^n (\min(h(x_i), g(A_i))) \quad (21)$$

여기서 $g(A_i)$ 는 식 (22)와 (23)에 의해 재귀적으로 계산되며, λ 는 식(24)를 풀어서 얻을 수 있다.

$$g(A_i) = g(\{x_i\}) = g^i \quad (22)$$

$$g(A_i) = g^i + g(A_{i-1}) + \lambda g^i g(A_{i-1}), 1 < i \leq n \quad (23)$$

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i), \lambda \in (-1, +\infty), \lambda \neq 0 \quad (24)$$

위의 식을 결합 알고리즘에 적용하면 $h(x_i)$ 는 i번째 인식기의 출력값을 의미하며, g^i 는 i번째 인식기의 신뢰도를 나타낸다. 위의 식을 각 클래스에 대하여 나타냄으로써 퍼지 적분을 이용한 다중 조합 알고리즘은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$F_M(e_k(x)) = \max_{i \in A} FI_i(e_k(x)) \quad (25)$$

$$FI_i(e_k(x)) = \max_{j \in A} [\min(m_j^i, g_j(A_i))] \quad (26)$$

각 인식기의 중요도는 외부에서 설계자에 의해 주관적으로 주어지기도 하지만, 일반적으로 학습 데이터를 이용하여 통계적으로 얻는다.

4. 병렬 조합형 결합방식의 연구결과

4.1 추상 레벨

이 분야에 대한 초기의 연구로는 Kimura와 Shridhar[22]의 연구가 대표적이라 할 수 있다. Kimura와 Shridhar은 그들이 각각 제안한 필기 숫자 인식 알고리즘을 다수결 방식으로 조합하는 연구를 하였다. 이들이 사용한 개별 인식기는 숫자의 윤곽선으로부터 뽑아낸 4방향의 방향벡터 히스토그램을 특징 벡터로 하여 QDF를 이용하는 통계적 인식기와 숫자의 좌우 윤곽선으로부터 뽑아낸 구조적 특징을 이용한 구조적 인식기였다. 이들 각 인식기 자체가 매우 높은 성능을 냈기 때문에 인식 성능의 향상이 두드러지지는 않았다. 또한 인식기의 수가 너무 적어 조합 알고리즘의 진정한 의미를 살리지는 못한 연구였다.

다중 인식기의 결합 방법에 관한 가장 많은 연구를 하고 있는 곳은 Suen그룹이라고 할 수 있다. 그들은 보유하고 있는 여러가지 필기 숫자 인식기를 다양한 방법으로 조합하였다. 그들이 사용한 조합 방식은 크게 네 가지 정도로서 다수결 방식, 베이시안 방식, BKS방식, BKS+베이시안 방식들이며[38, 44], 이들 방법이 인식 성능을 크게 향상시킴을 보였다. 특히 다수결 방식을 이용하여 집중적인 실험을 하고 이를 이론적으로 설명하려는 연구도 진행하였다[26, 27]. 또한 BKS방식은 자체적으로 개발한 조합 알고리즘으로서 이론적으로 추상 레벨에서 가장 적합한 알고리즘임을 증명하였다[14, 15].

Suen그룹과 함께 문자 인식 연구의 선두 주자인 SUNY Buffalo대학의 Srihari그룹도 꾸준히 이 분야에 관한 연구를 수행하여 왔다. Srihari그룹은 추상 레벨보다는 순위 레벨에 초점을 두고 연구하고 있으며, 다수결 방식과 베이시안 방식도 구현하여 그 결과를 보였다[28]. 여기서 주목할 만한 것은 이들이 사용한 인식기의 갯수인데, 현재까지 발표된 연구중

가장 많은 인식기인 8개를 사용하였다. 각 인식기는 사용된 특징 벡터에 따라 구분하였고, 특징 벡터의 분류기로 다층 퍼셉트론과 근접 이웃 방식을 채택하였다.

Paik[34, 35]은 신용카드 매출전표의 자동 입력 시스템 중 필기 숫자 인식 부분을 다중 인식기 조합 시스템으로 하였다. 서로 다른 특징을 갖는 인식기로 알려진 구조적 인식기, 통계적 인식기, 신경망 인식기를 기본 인식기로 하고 다수결 방식, 베이시안 방식, BKS 방식을 이용하여 99%이상의 높은 인식률을 얻었다.

최근의 연구들은 결합 방법 자체에 관한 연구라기보다는, 실제 인식기를 구현하면서 인식률의 향상을 꾀하기 위한 한 가지 수단으로 수행되고 있다. Kang[20]은 온라인 문자 인식기를 순위 정보로 결합하는 연구를 하면서 다수결 방식, 베이시안 방식, BKS방식의 결과를 함께 비교하였다. Lee[29]는 신경망을 이용한 결합 시스템을 제안하여, 각 레벨별로 신경망을 이용하였을 때의 결과를 보여주었다. 표 3은 추상 레벨에서의 결합 방법에 따른 실험 결과를 보여주고 있다. 여기에서 볼 수 있듯이 최근에는 비교적 정보가 적은 추상 레벨에 비하여 상대적으로 정보가 많은 순위 레벨이나 특징치 레벨의 연구가 주로 이루어지고 있다.

4.2 순위 레벨

앞에서도 언급하였듯이 순위 레벨에 관한 연구는 Srihari그룹에 의하여 주도되고 있는데, 그 대표 연구자는 T. K. Ho이다. 그녀는 자신의 논문[12, 13]에서 다른 레벨들과 비교하여 순위 레벨이 갖는 우수성을 강조하였다. 그리고, 순위 레벨의 결합 방식으로 최고 순위 방식, Borda 함수, 가중화 Borda 함수를 제시하고, 영어단어 인식에 적용하여 좋은 결과를 얻었다. 특히, 가중화 Borda 함수에서 인식기의 가중치를 계산하는 방법으로 통계적 회귀 분석(Logistic Regression)방법을 제안하였다. 같은 그룹에서 Ho의 연구 결과를 필기 숫자 인식에 적용하여 다른 방법들과 비교한 결과 가장 성능이 우수함을 실험을 통해 입증하였다[28].

표 3 추상 레벨 관련 연구사례 및 결과

저 자	사용 데이터	개별 인식기	인식기 성능		결합 방식	결합 후 성능	
			인식률	신뢰도		인식률	신뢰도
Kimura [22]	French Company Numerals	통계적 분별함수(QDF)	95.19	99.49	다수결 방식	96.15	99.75
		구조적 인식기	77.40	99.83			
Suen [38]	CENPARMI Numerals	규칙 기반 시스템	86.05	97.45	다수결 방식	97.95	99.64
		2단계 인식기	93.10	96.93	베이지안	98.55	99.55
		구조적 인식기	92.95	97.74	BKS	92.80	99.46
		트리 분류기	93.90	98.32	BKS+ 베이지안	98.40	99.59
Paik [34]	Credit Card Slip Data	구조적 인식기	91.8	94.7	다수결 방식	97.9	99.4
		통계적 인식기	94.1	94.1	베이지안	98.8	99.2
		신경망 인식기	96.5	96.5	BKS	99.4	99.7
Lee [28]	CEDAR BHA Group	Image	95.29		다수결 방식	98.43	
		Binary Polynomial	96.12				
		Chain Code	97.97				
		Garbor Feature	96.45				
		Gradient Feature	97.27		베이지안	98.36	
		Histogram Feature	96.23				
		Morphology Feature	97.46				
		G. S. C	98.09				
Chou [5]	MF-DPC V1.0	이완 결합 방법	96.51	99.66	다수결 방식	97.60	99.84
		자동 프로그래밍	92.01	97.52			
		신경망 인식기	95.77	99.46			
Kang [20]	On-Line Numeral Data	St10Out	93.79		다수결 방식	96.19	
		Du10Out	94.59		베이지안	96.09	
		Ns10Out	95.19		BKS	93.29	
Lee [29]	NIST Numerals	FOB	84.90		다수결 방식	90.84	
		GDN	90.16		베이지안	92.35	
		RND	48.84		신경망	92.40	

Kang[20]은 순위를 조합하는 방법으로 일반적으로 널리 알려진 사회적 선택함수(Social Select Function)를 사용하였다. 그는 은닉 마코프 모델에 기반을 둔 세 가지의 온라인 문자 인식기를 사용하여 Condorect 함수, Nanson 함수를 이용한 방법과 기존의 결합 방법을 비교하였다. 또, Srihari 그룹의 Lee[29]는 다층

퍼셉트론에 순위 정보를 입력하는 결합 방법을 제안하고, 이를 이용한 실험을 통하여 신경망을 이용한 결합 방식이 우수함을 보였다.

표 4는 순위 레벨에서의 결합 방법을 적용한 인식 시스템들을 몇 가지 기준에 의하여 정리한 것이다. 여기서 보면 알 수 있듯이 가장 대표적인 방법이 Borda 함수이고, Borda 함수에

표 4 순위 레벨 관련 연구 사례 및 결과

저자	사용 데이터	개별 인식기	인식기 성능	결합 방식	결합 후 성능
Ho [12, 13]	영단어 데이터	인식기 1	79.2	최고 순위 방식	46.6
		인식기 2	76.9		
		인식기 3	74.8	Borda 함수	83.1
		인식기 4	42.4		
		인식기 5	58.9		
Lee [28]	CEDAR 필기 숫자중 BHA 그룹	Image Feature	95.29	회귀 분석을 통한 가중화 Borda 함수	98.52
		Binary Polynomial	96.12		
		Chain Code	97.97		
		Garbor Feature	96.45		
		Gradient Feature	97.27		
		Histogram Feature	96.23		
		Morphology	97.46		
G. S. C	98.09				
Huang [14]	ITRI 숫자 데이터	인식기 1	89.77	Borda 함수	94.36
		인식기 2	90.50		
		인식기 3	91.68		
Yamaoka [46]	US. Mail ZIP Code (1829)	원형 정합 방식	87.2	Borda 함수	87.4
		다항 분류기	83.6		
		신경망 방식	85.3		
Kang [20]	온라인 숫자 데이터	St10Out	93.79	Condorect 함수	96.09
				Borda 함수	96.00
		Du10Out	94.59	가중화 Borda	95.79
		Ns10Out	95.19	Nanson 함수	95.39
Lee [29]	NIST 숫자 데이터	FOB	84.90	회귀 분석	90.82
		GDN	90.16		
		RND	48.84	신경망	93.42

가중치를 적용하기 위해 인식기의 인식 기여도를 계산하는 방법들이 활발히 연구되고 있다.

4.3 측정치 레벨

인식기가 출력하는 결과에 따른 분류가[38]에서 이미 언급되었음에도 불구하고, 측정치 레벨의 연구는 그리 활발히 연구되지 않았

다. 그 이유는 Ho[13]가 언급한 것처럼, 측정치 레벨에서는 주어지는 정보는 가장 많지만 정보의 일관성에 문제가 있으므로 그대로 사용할 경우에 오히려 성능의 저하를 가져올 수 있기 때문이다. 즉, 각 인식기의 측정치를 주어진 그대로 적용할 수 없다는 것이다. 예를 들자면 아래와 같은 경우가 있을 수 있다.

- 1) 측정치가 높은 클래스가 실제 클래스에 가까울 수도 있고, 반대로 측정치가 낮은 것이 실제 클래스에 가까운 결과일 수도 있다.
- 2) 측정치를 스케일하는 것이 문제가 된다. 인식기의 출력 구간이 [0, 1000]일 수도 있고, [0, 1]일 수도 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 측정값들을 일관성 있게 변환해주는 작업이 필요하다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 Huang[16]은 측정값을 조건부 확률로 변환하는 방법을 사용한 후, 이들 확률을 각 클래스별로 합산하여 이 값이 가장 큰 클래스를 최종 결과로 선택하는 LCA(Linear Confidence Aggregation) 방법을 제안하였다. 실험을 위해서 두 개의 통계적 인식기를 사용하였는데, 비슷한 인식기를 사용하였기 때문에 좋은 결과를 얻지는 못하였다.

표 5 측정치 레벨에서의 연구사례 및 결과

저 자	사용 데이터	개별 인식기	인식기 성능		결합 방식	결합 후 성능	
			인식률	신뢰도		인식률	신뢰도
Huang [14]	2997 숫자 데이터	통계적 인식기 1	96.29		신뢰값 합산	95.26	98.62
		통계적 인식기 2	96.50				
Lee [28]	CEDAR 숫자 데이터	Image Feature	95.29		피지 적분	98.04	
		Binary Polynomial	96.12				
		Chain Code	97.97				
		Garbor Feature	96.45				
		Gradient	97.27		신경망	98.29	
		Histogram	96.23				
		Morphology	97.46				
		G. S. C	98.09				
Huang [14]	ITRI 숫자 데이터	인식기 1	89.77		신뢰값 합산	94.86	
		인식기 2	90.50		신경망	97.05	
		인식기 3	91.68		수정한 신경망	97.66	
Rogova [36]	Private 숫자 데이터	Garbor LRF	95.7		D-S 이론	96.4	
		Bitmap LRF	94.7				
Yamaoka [46]	U.S. Mail ZIP Codes	원형 정합 방식	87.2		피지 결합	87.5	
		다항 분류기	83.6				
		신경망	85.3				
Cao [2]	French Company 숫자 데이터	K64-Net	92.2	99.1	피지 적분	94.6	99.6
		S-Net	90.3	98.2			
		G-Net	87.1	98.4			
Cho [4]	Private 영문자, 숫자 데이터	신경망 인식기 1	74.91		피지 적분	81.54	
		신경망 인식기 2	73.89				
		신경망 인식기 3	73.15				
Lee [29]	NIST 숫자 데이터	FOB	84.90		신경망	94.51	
		FDN	90.16				
		RND	48.84				

Huang[17]은 모든 인식기가 일관성있는 측정치를 갖도록 하기 위하여 식(26)과 같은 변환함수 T를 제안하였다. 그리고 변환된 결과를 입력으로 하는 다중 퍼셉트론을 갖고 결합을 시도하여 만족할만한 결과를 얻었다.

$$T : m_k \rightarrow t_k \text{ 단, } t_k = (1/(m_k^2))/S_k, \\ S_k = \sum_{i=1}^M 1/(m_i)^2 \quad (26)$$

이와는 달리 일관성있는 측정치를 내주는 인식기만을 사용하여, 측정치의 정규화 과정을 거치지 않도록 하는 연구도 있다. 이러한 경우 대부분이 인식기로 신경망을 사용하였다. 대표적인 연구로 Cho 등[3, 4]은 신경망 인식기를 퍼지 적분으로 결합하는 연구를 수행하였으며 현재는 인식기의 결합에 적합하도록 퍼지 적분을 확장하는 연구를 수행하고 있다. 또, Srihari그룹에서도 특징 벡터가 다른 신경망을 인식기로 사용하여 그 결과를 퍼지 적분으로 결합하였다[28]. 이와 유사하게 Cao[2]도 신경망을 이용한 세 가지 인식기와 이들의 결합 방식으로 퍼지 적분을 사용하였다.

Lee[29]는 측정치 레벨에서 신경회로망을 이용한 결합 방법을 제안하면서 몇 가지 흥미로운 실험결과를 보였다. 세 개의 인식기 중에 난수를 발생시키는 아주 형편없는 인식기를 채택하여 인식기 사이의 의존성에 관한 실험을 하였고, 동일한 인식 성향을 나타내는 인식기의 제거에 관한 실험 결과도 보였다. 그리고 측정치 레벨로 주어진 출력값들을 추상 레벨과 순위 레벨로 변환하여 동일한 결합 방법을 적용한 결과 측정치 레벨이 훨씬 더 나은 성능을 낸다고 발표하였다. 표 5는 관련 연구 사례를 정리한 것이다.

5. 결론 및 토의

문자 인식에 관한 연구가 활발해지면서 여러 가지 형태로 인식기의 성능을 높이려는 연구가 진행되어 왔는데, 그 중 가장 대표적인 연구가 여러 개의 인식기를 결합하는 것이다. 본 논문에서는 여러 개의 인식기를 결합하는 연구 결과를 인식기의 나열방법과 인식기의 출력물의

형태에 따라 분류하여 정리해 보았다.

다중 인식기의 결합 방식은 인식기의 나열 방식에 따라 순차 조합형 결합방식과 병렬 조합형 결합방식으로 나뉜다. 순차적 조합 방법은 인식기 결합 구조에 다양성이 없고 인식 성능의 향상 정도도 크지 않아 담보 상태에 머무르고 있었으나, 최근들어 인식후 검증 방식도 도입하여 신뢰도를 향상시키는 연구가 보고되고 있다. 반면에 병렬 조합 방법은 다양한 구성과 결합 방식이 가능하여 많은 연구가 이루어지고 있다.

병렬 조합 방법은 출력물의 형태에 따라 추상 레벨, 순위 레벨, 측정치 레벨로 나뉘며, 표 5는 이를 정리하고 앞으로의 연구방향을 제시하는 것이다. 최근에는 가장 많은 정보를 갖고 결합하는 측정치 레벨의 연구가 활발하며, 특히 신경망과 퍼지이론 등이 결합에도 좋은 방법임이 입증되고 있다.

표 6에서 열거한 어느 방법을 이용하더라도 개별 인식기들의 성능보다는 향상된 결과를 얻을 수 있다. 그러나 문제는 효율성이다. 몇개의 인식기를 쓸 것인가? 어떠한 결합방식을 적용할 것인가? 여기에는 결합 비용 및 속도와 인식 성능의 향상도 사이에서 trade-off가 존재한다. 결국, 이 두 요인간의 차이를 최소화하는 방법을 적용하는 것이 가장 최적의 결합 방식이 될 것이다.

표 6 병렬 조합형 결합방식의 특성

분 류	인식 결과 $o_k(x)$ 의 형태	대표적 결합 방식	앞으로의 연구 방향
추상 레벨	$J_k \in AU \{M+1\}$	다수결 방식 베이시안 방식 BKS 방식	1. 다수결 방식 재고찰 2. 인식기간의 의존성을 고려한 결합 방식
순위 레벨	$\{r_k(x) \forall, (1 \leq i \leq M)\}$	최고 순위 방식 Borda 함수 사회적 선택 함수	1. 결정 이론에 사용되는 선택 함수의 적용 2. 인식기의 가중치 결정 방법
측정치 레벨	$\{m_k(x) \forall, (1 \leq i \leq M)\}$	신경망 퍼지 적분	측정치의 정규화 방식 개발

참고문헌

- [1] P. Ahmed and C.Y. Suen, "Computer Recognition of Totally Unconstrained handwritten ZIP code," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol.1, no.1, pp.1-15, 1987.
- [2] J. Cao, M. Shridhar, M. Ahmadi, "Fusion of Classifiers with Fuzzy Integrals," *Proceedings of the Third ICDAR*, vol.1, pp.108-111, 1995.
- [3] S.-B. Cho and J.H. Kim, "Combining Multiple Neural Networks by Fuzzy Integral for Robust Classification," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-25, no. 2, pp.380-384, 1995.
- [4] S.-B. Cho and J.H. Kim, "Multiple Network Fusion Using Fuzzy Logic," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol.6, no. 2, pp.497-501, 1995.
- [5] K-H. Chou, L-T. Tu, I-S. Shyu, "Performance Analysis of a Multiple Classifiers Systems for Recognition of Totally Unconstrained Handwritten Numerals", *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.480-487, 1994.
- [6] B. Duerr, W. Jaettich, H. Tropf, G. Winkler, "A combination of statistical and syntactic pattern recognition applied to classification of unconstrained handwritten numerals," *Pattern Recognition*, Vol.20, pp.189-199, 1980.
- [7] J. T. Favata, G. Srikantan, S. N. Srihari, "Handprinted character/digit Recognition using a Multiple Feature/Resolution Philosophy," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.57-66, 1994.
- [8] J. Franke, E. Mandler, "A Comparison of Two Approaches for Combining the Votes of Cooperating Classifiers", *Proceeding of 11th ICPR*, vol.2, pp. 611-614. 1992.
- [9] J. Franke, L. Lam, R. Legault, C. Nadal, C. Y. Suen, "Experiments with the CENPARMI Database Combining Different Classification Approaches," *Proceedings of 3rd IWFHR*, pp.305-311, 1993.
- [10] P. D. Gader, D. Hepp, B. Forester, T. Peurach, B. T. Mitchell, "Pipelined systems for recognition of handwritten digits in USPS ZIP codes," *Proceedings of U.S. Postal Service Advanced Technology Conference*, pp.539-548, 1990.
- [11] L. Heutte, J. V. Moreau, B. Plessis, J. L. Plagnaud, Y. Lecourtier, "Handwritten Numeral Recognition Based on Multiple Feature Extractors," *Proceedings of the Second ICDAR*, pp.167-170, 1993.
- [12] T. K. Ho, J. J. Hull, S. N. Srihari, "On Multiple Classifier Systems for Pattern Recognition," *Proceeding of 11th ICPR*, vol.1, pp. 84-87. 1992.
- [13] T. K. Ho, "A Theory of Multiple Classifier Systems And Its Application to Visual Word Recognition," *Doctoral Dissertation, Department of Computer Science, State University of New York at Buffalo*, 1992.
- [14] Y. S. Huang, C. Y. Suen, "An Optimal Method of Combining Multiple Classifiers for Unconstrained Handwritten Numeral Recognition," *Proceedings of 3rd IWFHR*, pp.11-20, 1993.
- [15] Y. S. Huang, C. Y. Suen, "The Behavior-Knowledge Space Method for Combination of Multiple Classifiers," *Proceedings of the IEEE Conference on CVPR*, pp.347-352, 1993.
- [16] Y. S. Huang, C. Y. Suen, "Combination of Multiple Classifiers with Measurement Values," *Proceedings of the Second ICDAR*, pp.598-601, 1993.
- [17] Y. S. Huang, C. Y. Suen, "A Method of Combining Multiple Classifiers - A Neural Network Approach," *Proceeding of 12th ICPR*, vol.2, pp. 473-475. 1994.
- [18] Y. S. Huang, K. Liu, C. Y. Suen, "A Neural Network Approach for Multi-Classifer Recognition Systems," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.235-244, 1994.
- [19] Y. Ito, T. Ohashi, T. Ejima, "Considerations on Designing a Decision-Tree with

- Multiple Features", *Proceeding of 4th IWFHR*, pp. 1994.
- [20] H-J. Kang, J. H. Kim, "Combining Methods of Multiple Ranking Decisions and Their Application to On-line Handwriting Recognition," *Proceedings of Conference on Korea Information Science Society*, pp.213-216, 1995.
- [21] H-J. Kang, J. H. Kim, "Combining Multiple Decisions based on Dependency Relationship," *Proceedings of Conference on Korea Cognitive Science Society*, pp.108-118, 1995.
- [22] F. Kimura, M. Shridhar, "Handwritten Numeral Recognition Based on Multiple Algorithms," *Pattern Recognition*, vol.24, No.10, pp.969-983, 1991.
- [23] E. M. Kleinberg, T. K. Ho, "Pattern Recognition by Stochastic Modelling," *Proceedings of 3rd IWFHR*, pp.175-183, 1993.
- [24] J-O. Kwon, B. Sin, J. H. Kim, "Fusing Statistical and Structural Methods for on-line Handwriting Recognition," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.38-49, 1994.
- [25] L. Lam, C. Y. Suen, "Structural Classification and Relaxation Matching of Totally Unconstrained Handwritten ZIP-Codes Numbers," *Pattern Recognition*, vol.21, pp. 19-31, 1988.
- [26] L. Lam, C. Y. Suen, "Increasing Experts for Majority Vote in OCR : Theoretical Considerations and Strategies," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.245-254, 1994.
- [27] L. Lam, C. Y. Suen, "A Theoretical Analysis of the Application of Majority Voting to Pattern Recognition," *Proceeding of the 12th ICPR*, pp.418-420, 1994.
- [28] D-S. Lee, S. N. Srihari, "Handprinted Digit Recognition : A Comparison of Algorithms," *Proceedings of 3rd IWFHR*, pp. 153-162, 1993.
- [29] D-S. Lee, S. N. Srihari, "A Theory of Classifier Combination : The Neural Network Approach," *Proceedings of the Third ICDAR*, vol.1, pp.42-45, 1995.
- [30] Y. Lu, F. Yamaoka, "Integration of Handwritten Digit Recognition Results using Evidential Reasoning," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.456-463, 1994.
- [31] T. Matsui, T. Nourmi, I. Yamashita, T. Wakahara, M. Yoshimuro, "State of the Art of Handwritten Numeral Recognition in Japan - The Results of the First IPTP Character Recognition Competition," *Proceedings of the Second ICDAR*, pp.391-396, 1993.
- [32] T. Matsui, T. Tsutsumida, S. N. Srihari, "Combination of Stroke/Background Structure and Contour-direction Features in Handprinted Alphanumeric Recognition", *Proceeding of 4th IWFHR*, pp. 1994.
- [33] T. Nourmi, T. Matsui, I. Yamashita, "Result of Second IPTP Character Recognition Competition and Studies on Multi-Expert Handwritten Numeral Recognition," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.338-346, 1994.
- [34] J. Paik, S. Jung, Y. Lee, "Multiple Combined Recognition System for Automatic Processing of Credit Card Slip Applications," *Proceedings of the Second ICDAR*, pp.520-523, 1993.
- [35] J. Paik, Y. Lee, "Handwritten Numeral Recognition Using Multiple Combined Method," *Proceedings of 1st Workshop on Character Recognition in Korea*, pp.156-159, 1993.
- [36] G. Rogova, "Combining the Results of Several Neural Network Classifiers," *Neural Networks*, vol.7, pp.777-781, 1994.
- [37] M. Sabourin, A. Mitiche, D. Thomas, G. Nagy "Classifier Combinations for Handprinted Digit Recognition," *Proceedings of the Second ICDAR*, pp.163-166, 1993.
- [38] C. Y. Suen, Y. S. Huang, "Multi-Expert Systems for Pattern Recognition," *Proceedings of 2nd Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, pp.15-20, 1992.

[39] M. Suegno, "Fuzzy Measures and Fuzzy Integrals: A Survey," *Fuzzy Automata and Decision Processes*. North-Holland, 1977.

[40] H. Tahani, J. M. Keller, "Information Fusion in Computer Vision Using the Fuzzy Integral," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-20, no. 3, pp.733-741, 1990.

[41] H. Takahashi, T. D. Griffin "Recognition Enhancement by linear Tournament Verification," *Proceedings of the Second ICDAR*, pp.585-588, 1993.

[42] P. S. P. Wang, M. V. Nagendrapasad, A. Gupta, "A Hybrid approach to handwritten numeral recognition," *Proceedings of the Second IWFHR*. pp.101-110, 1991.

[43] L. Xu, A. Krzyzak, C. Y. Suen, "Associative Switch for Combining Multiple Classifiers," *Proceedings of the IJCNN*, vol.1, pp. 43-48, 1991.

[44] L. Xu, A. Krzyzak, C. Y. Suen, "Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Applications to Handwriting Recognition," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-22, no. 3, pp.418-435, 1992.

[45] L. Xu, M.J.Jordan, "EM Learning on a Generalized Finite Mixture Model for Combining Multiple Classifiers," *Proceeding of IJCNN*, vol.4, pp.227-230, 1993.

[46] F. Yamaoka, Y. Lu, A. Shaout and M. Shridhar, "Fuzzy Integration of Classification Results in Handwritten Digit Recognition System," *Proceedings of 4th IWFHR*, pp.255-264, 1994.

백 종 현



1986~1990 서경대학교 전자계산학과 학사
 1990~1992 연세대학교 전산과학과 석사
 1992~현재 연세대학교 전산과학과 박사과정
 1995~현재 연세대학교 자연과학연구소 연구원
 관심분야: 문자 인식, 패턴 인식, 문서 분석 및 처리, 신경회로망, 영상처리

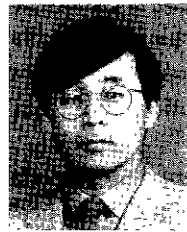
조 성 배



1988 연세대학교 전산과학과 (학사)
 1990 한국과학기술원 전산학과 (석사)
 1993 한국과학기술원 전산학과 (박사)
 1993 1995 ATR 인간정보통신 연구소 객원연구원
 1991~현재 한국과학기술원 인공지능연구센터 참여연구원

1995~현재 연세대학교 소프트웨어응용연구소 연구원
 1995~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 조교수
 관심분야: 신경망, 패턴인식, 지능정보처리

이 일 병



1976 연세대학교 전자공학과 학사
 1980 University of Illinois 전산과학 M.S.
 1985 University of Massachusetts 전산정보과학 Ph.D.
 1985~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
 1992~1993 오사카대학/류슈공대 객원 연구원
 1994~현재 한국정보과학회 재부/학술 이사

1995~현재 연세대학교 소프트웨어 응용 연구소장
 관심분야: 인공지능, 신경회로망, 문자 인식, 영상 처리, 한글 처리, 문서분석 및 인식