

# 다수의 순위 결정을 결합하는 방법과 온라인 문자 인식에의 응용

강희중<sup>○</sup> 김진형  
한국과학기술원 전산학과

## Combining Methods of Multiple Ranking Decisions and Their Application to On-line Handwriting Recognition

Hee-Joong Kang Jin H. Kim  
Dept. of Computer Science, KAIST

### 요 약

본 논문에서는 집단 의사결정 분야에서 제안, 연구된 다수의 선호도를 결합하는 사회적 선택 함수 기법을 기술하고, 온라인 필기 문자 인식 문제에서 다수 문자 인식기로부터 순위 형태의 인식 결과를 결합하는 방법으로 이 기법을 응용하여 적용한 실험 내용을 기술한다. 사회적 선택 함수 기법은 널리 사용되는 Borda Count (혹은 Borda 함수)를 비롯하여, 가중화 Borda 함수, Condorcet 함수, Nanson 함수 등이 있다. 다른 결합 방법과의 비교를 위해서 투표 기법, BKS 기법, Bayesian 기법 등도 실험에 사용하였다. 다양한 결합 기법을 서로 비교하고 그 성능을 파악하기 위하여 2 종류의 다수 문자 인식기 시스템을 구성하고 무제약 온라인 숫자, 영문자 인식 문제에 적용하였다. 온라인 문자 인식기는 인식 결과를 대상 클래스의 순위 형태로 출력하며, 은닉 마르코프 모델을 기반으로 구축되었다.

### 1. 서론

최근에 패턴 인식 분야에서는 인식기 자체의 성능을 향상시키려는 연구와 다수 인식기를 결합하여 시너지 효과를 도모하려는 연구가 병행하여 진행되고 있다. 후자의 연구는 소수의 특징점이나 인식 알고리즘에 의한 인식 성능의 향상에 한계가 있다고 여기는 연구자들이 수행하고 있다. 이들은 상호 보완적인 다수의 특징점이나 인식 알고리즘을 동시에 적용함으로써 인식 성능의 향상을 도모할 수 있다고 믿고 있다.

위와 유사하게, 다수 전문가 그룹에 의해서 주어진 문제를 해결하려는 연구는 이미 그룹 의사결정 분야나 전문가시스템 분야에서 진행되어 왔다[8]. 매우 중요하고 고도의 정확성을 요구하는 문제에 있어서 단 한 사람의 전문지식으로 문제를 해결하기 보다는 상호 보완적인 능력, 지식, 경험 등을 갖춘 다수 전문가 그룹에 의해서 문제를 해결하는 것이 더 신뢰성 있고 우수하다고 알려져 있다.

이러한 맥락에서, 문자 인식 분야에서도 문자 인식기를 전문가로 여겨, 다수 문자 인식기의 인식 결과를 결합하여 인식 성능을 향상시키려는 연구가 활발히 진행되고 있다[7, 10, 11, 13, 5]. 다수 문자 인식기로 구성된 시스템을 개발하는 데에는 시스템을 구성하는 방법론에 관한 문제점과 다수 문자 인식기의 인식 결과를 결합하는 방법론에 관한 문제점을 해결해야 한다. 본 논문에서는 후자의 문제점으로 개별 문자 인식기의 인식 결과가 일치하지 않은 경우에, 컨센서스를 이루는 인식 결과를 결정하는 해결 대안으로 집단 의사결정 분야에서 사용되는 방법을 적용하고자 한다. 각 문자 인식기는 나름대로의 장, 단점을 지니고 있기 때문에, 이들의 장점을 취하고, 단점을 보완하여, 인식 결과를 효과적으로 결합하는 것은 단순하지 않다.

다수 문자 인식기의 인식 결과를 결합하는 방법은 인식 결과가 표현되는 형태에 따라서 인식 점수를 사용하는 방법, 인식 순위를 사용하는 방법, 하나의 탑 클래스를 사용하는 방법 등이 있다[13]. 그런데, 순위를 사용하는 방법이 인식 점수를 사용하는 방법 보다는 문자 인식기에 대한 의존도가 적어서 다양한 유형의 문자 인식기를 결합할 수 있는 장점이 있다. 또한, 단 하나의 탑 클래스만을 사용하는 방

법 보다는 더 많은 정보를 제공한다는 장점이 있다[4].

그러므로, 본 논문에서는 문자 인식기의 인식 결과를 대상 클래스의 순위로서 표현하는 것이 바람직하다고 제안한다. 이러한 환경하에서 서로 다른 문자 인식기 간의 불일치를 해결하는 방법으로 Borda 함수를 비롯한 가중화 Borda 함수, Condorcet 함수, Nanson 함수 등의 사회적 선택 함수 기법을 적용할 수 있다. 이들 기법을 다른 결합 방법과 비교하기 위하여 투표 기법, BKS (Behavior-Knowledge Space) 기법, 인식기 간의 독립을 가정한 Bayesian 기법 등도 구현하여 실험하였다. 실험은 무제약으로 작성된 온라인 숫자, 영문자 인식 문제에 적용하였다.

### 2. 관련 연구

다수 인식기의 인식 결과를 결합하는 연구를 살펴보면, 인식 점수를 기반으로 결합하는 연구로서 평균 베이지 인식기를 이용하는 연구[13], 퍼지 적분을 비롯한 퍼지 논리를 사용하여 결합하는 연구[12, 2] 등이 있다. 인식 결과가 단 하나의 탑 클래스인 경우에는 투표 기법을 사용하는 연구[10, 13], 혼동 확률과 인식기가 독립이라는 가정을 기반으로 Bayesian 공식 기법을 사용하는 연구[13], Dempster-Shafer 이론을 사용하는 연구[3, 13], BKS 기법을 사용하는 연구[6] 등이 있다. 인식 결과가 순위로 표현되는 경우는 주로 Tin K. Ho 등에 의해서 연구되었으며, 사용된 결합 기법으로는 The Highest Rank 기법, Borda Count 기법, Logistic Regression 기법 등이 있다[4, 5].

The Highest Rank 기법은 개별 클래스를 지정된 순위 가운데 최고의 순위로 결정하는 방식이므로 많은 클래스가 동일한 순위를 지니게 되어 순위를 결정하기 어려운 문제점이 있다. Borda Count 기법은 본 논문에서 제안한 사회적 선택 함수 기법에 속하며, Borda 함수 기법을 의미한다. Logistic Regression 기법은 통계적 기법인 Regression 기법을 응용하여 개별 인식기가 전체 인식 성능에 기여한 정도를 파악하고 기여도를 가중치로 계산하여 일종의 가중화 Borda 함수 기법을 적용한 것이다. 본 논문에서는 Borda 함수 관

런 기법을 비롯한 사회적 선택 함수 기법을 제시하고 그 성능을 비교하고자 한다.

### 3. 순위 결정의 결합 방법

본 논문에서 개별 문자 인식기는 인식 결과로서 클래스의 순위를 출력한다. 다수의 순위 결정을 결합하기 위하여 유효한 결정을 출력한 문자 인식기와 순위가 결정된 클래스만 결합 과정에서 참조한다. 이러한 상황에서 사회적 선택 함수 기법을 결합 방법으로서 제안한다. 사회적 선택 함수 기법은 경영과학 분야에서 그룹 의사결정 문제에 널리 사용되는 대안 선택 기법이다[8]. 이 기법은 다수 의사결정권자가 유한 개의 다수 대안 중에서 개인의 선호도를 고려하여 최적 대안을 선택하는 방법에 관한 것이다. 본 논문에서는 의사결정권자가 문자 인식기에 대응되고, 대안은 클래스에, 개인의 선호도는 순위 결정에 대응된다. 관점에서 사회적 선택 함수 기법을 다수 문자 인식기의 랭킹 결정을 결합하는 방법으로 적용하도록 제안한다.

2 개의 대안 가운데 하나를 선정하는 경우에는 투표 기법이 최적이다. 그러나, 3 개 이상의 대안이 순위로 표현될 때 가능한 모든 쌍의 대안에 대해서 투표 기법을 적용하여 최적 대안을 선정하면, "투표의 모순"이라 불리는 상황이 발생하는 경우가 있다. 이 상황은 모든 대안 간의 우선 순위가 싸이클 형태로 존재하게 되어 우승 대안을 선정할 수 없는 상태를 의미한다. 이러한 문제를 보완하기 위하여 3 개 이상의 대안이 순위로 표현된 경우에는 우승 대안을 선정하는 방법으로 사회적 선택 함수 기법이 적용된다. 그러나, 최적인 사회적 선택 함수는 Kenneth J. Arrow의 Impossibility 정리에 의해서 존재하지 않는다[1]. 따라서, 이 범주에 속하는 다수의 방법 가운데, Condorcet 함수, Borda 함수, 가중화 Borda 함수, Nanson 함수 등에 초점을 둔다.

사회적 선택 함수 기법도 투표 기법과 마찬가지로 혼란 단계가 필요하다. 다수 문자 인식기의 인식 결과를 결합하는 방법을 공식화하기 위해서 다음과 같이 정의한다. 인식하고자 하는 대상 클래스는  $\{M_1, \dots, M_M\}$  으로 정의한다. 다수 문자 인식기는  $\{C_1, \dots, C_K\}$  으로 정의한다.

#### 3.1 Condorcet 함수 기법

Condorcet 함수 기법은 한 클래스가 자신을 제외한 다른 모든 클래스에 대해서 각각 우선 순위를 주장하는 문자 인식기의 갯수를 계산하고, 계산된 갯수에서 최소의 갯수를 해당 클래스에 Condorcet 값으로 결정한다. 이러한 방식으로 모든 클래스 후보에 대해서 Condorcet 값을 결정한다. 이들 Condorcet 값을 기반으로 소팅하여 가장 큰 값을 지닌 클래스부터 순위를 결정하는 방식이 Condorcet 함수 기법이다. 그리하여, 일명 Maximin 함수라고도 부른다.

" $\#(j : a C_j b)$ "를  $a$  클래스가  $b$  클래스 보다 높은 순위라고 주장하는 문자 인식기  $C_j$  의 갯수라고 정의하면, 각 클래스마다 합당되는 Condorcet 값을 계산하는 함수는 아래와 같다.

$$f_C(a) = \min_{b \in M - \{a\}} \#(j : a C_j b)$$

여기서 계산된  $f_C(a)$  값이 가장 큰 클래스가 우승 클래스가 된다.

#### 3.2 Borda 함수 관련 기법

Borda 함수에 관련된 기법으로는 기본 Borda 함수, 가중화 Borda 함수 등이 있다. 기본 Borda 함수 기법은 클래스  $i$ 에 대해서 문자 인식기  $j$ 가 결정된 순위  $m_{ij}$ 에 따라 " $(M - m_{ij})$ ", 즉,  $rank(i)$ 를 할당하고, 이 값을 모든 문자 인식기에 대해서 합산한 것을 Borda 점수로 정한다. 유효한 모든 클래스에 대해서 Borda 점수를 계산하고, Borda 점수가 가장 큰 순서대로 순위를 결정하는 방식이다. Borda 점수를 계산하는 Borda 함수는 아래와 같이 정의된다.

$$f_B(a) = \sum_{b \in M} \#(j : a C_j b) * rank(a)$$

가중화 Borda 함수 기법은 기본 Borda 함수 기법이 모든 문자 인식기에 동일한 가중치를 부여한 반면, 문자 인식기의 중요도  $w_j$ 에 따라서 별도의 가중치를  $[0, 1]$  사이의 값으로 부여하여 " $(M - m_{ij}) * w_j$ " 값을 Borda 점수로 정하는 방식이다. Tin K. Ho 등은 가중치를 Logistic Regression에 의해서 자동적으로 결정하도록 했다[4]. 그러나, 본 논문에서는 혼란 데이터에 대한 각 개별 인식기의 인식률을  $[0, 1]$  사이의 값으로 변환하여 사용하였다.

$$f_{WB}(a) = \sum_{b \in M} \#(j : a C_j b) * rank(a) * w_j$$

#### 3.3 Nanson 함수 관련 기법

Nanson 함수 기법은 기본 Borda 함수 기법에서 정의한 Borda 점수를 사용하는데, 계산된 Borda 점수가 가장 작은 클래스를 제거하고 나머지 클래스에 대해서 순위를 재조정한다. 다음, 다시 Borda 점수를 계산한다. 그래서, 결국 하나의 클래스만이 남을 때까지 이러한 과정을 반복 수행하는데, 제거되는 클래스의 역순으로 클래스의 순위를 결정한다. 즉, 최후에 남은 한 클래스가 우승 클래스이다. 최소 Borda 점수를 지닌 클래스를 차례로 제거하므로써, 일명 최소 Borda 점수 제거 방법 (Borda Elimination Method with Least Borda Score) 이라고 부른다.

$$M_0 = M, \\ M_{t+1} = M_t - \{a \in M_t : f_B(a) = \min_{b \in M_t} f_B(b)\} \\ f_N(a) = \lim_{t \rightarrow \infty} M_t$$

그리고, 역 Nanson 함수 기법은 Nanson 함수 기법과는 달리 최대 Borda 점수를 지닌 클래스를 제거하며, 클래스가 제거되는 순서대로 순위를 결정하는 방식이다. Nanson 함수 기법을 변형하여 본 논문에서 제안한 것이다.

$$M_0 = M, \\ M_{t+1} = M_t - \{a \in M_t : f_B(a) = \max_{b \in M_t} f_B(b)\} \\ f_{RN}(a) = \lim_{t \rightarrow \infty} M_t$$

### 4. 다수 문자 인식기 시스템

무제약 온라인 숫자, 영문자 인식 문제에서, 각 문자 인식기는 문제 영역에 따라 숫자의 경우 10 개, 영문자의 경우 각각 26 개의 유니코드 마르코프 모델로 구성되었다. 이러한 문자 인식기는 주어진 데이터들 각 모델에서 통계적으로 가장 잘 모델링한 정도를 가능성 점수로 출력한다. 출력된 점수에 따라 클래스 간의 순위를 결정하여 순위 형태로 최종 출력한다. 개별 문자 인식기는 공통적으로 16 방향의 체인 코드를 입력으로 받지만, 모델 구조와 모델링 방법론이 다르기 때문에 서로 다른 문자 인식기라고 볼 수 있다.

본 논문에서 사용되는 문자 인식기는 2 가지 유니코드 마르코프 모델 구조와 3 가지 통계적 모델링 방법을 사용하여 만들었다[9]. 2 가지 유니코드 마르코프 모델은 모두 좌우향 구조이며, 각각 8 개의 상태 노드와 10 개의 상태 노드로 구성되었으며, 문자 인식기의 이름에 노드 수를 의미하는 숫자가 포함된다. 유니코드 마르코프 모델을 통계적으로 모델링하는 3 가지 방법으로는 기본 (Standard) 모델링, 지속 (Duration) 모델링, 비정체 (NonStationary) 모델링 등이 있으며, 사용된 방법에 따라 문자 인식기 이름에 각각 St, Du, NS 라는 접두어가 포함된다.

본 논문에서는 2 종류의 다수 문자 인식기 시스템을 구성하여 실험하였다. A 형 다수 문자 인식기 시스템은 8 개 노드로 구성된 유니코드 마르코프 모델에 3 가지 통계적 모델링 방법을 적용하여 만든 3 개 문자 인식기로 구성하였다. B 형 다수 문자 인식기 시스템은 A 형 다수 문자 인식기 시스템에 10 개 상태 노드로 구성된 유니코드 마르코프 모델에 3 가지 통계적 모델링 방법을 적용하여 만든 3 개 문자 인식기를 추가하여 <그림 1>과 같이 6 개로 구성하였다. 개별 문자 인식기로부터 다수의 인식 결과는 Decision Combinator의 결

합 방법에 따라 결합되어 최종 순위가 결정된다.

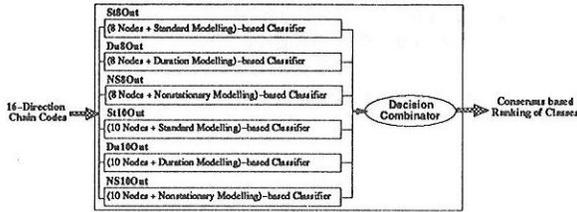


그림 1: B 형 다수 문자 인식기 시스템의 구조

훈련 데이터로부터 클래스 패턴을 모델링하는 방법은 앞서 기술한 대로 3 가지인데, 이를 도식적으로 표현하면 <그림 2>와 같다. 기본 모델링 방법은 가장 간단하면서 빠른 시간 내에 모델링할 수 있는 반면, 지속적으로 발생하는 특징점에 대한 모델링 능력이 미약한 단점이 있다. 지속 모델링 방법은 기본 모델링의 단점을 보완하도록 모델링하는 방법이나 시간이 훈련 시간이 길다는 단점이 있다. 비정체 모델링 방법은 지속 모델링 방법에서 모델링이 불완전하여 지속적으로 발생하는 특징점에 비해서 지속성을 제대로 반영하지 못하는 단점을 극복하기 위하여 지속성에 대한 점수를 시간의 함수로서 표현하여 지속성을 충분히 반영하는 방법으로 전형적인 클래스 패턴에 대한 모델링 효과가 가장 탁월하지만 훈련 시간이 가장 길고 비전형적인 클래스 패턴에 대한 모델링이 약한 단점을 지니고 있다. 즉, 완벽한 통계적 모델링 방법이 부재하므로 다수의 통계적 모델링 방법에 기반하여 전체적인 인식 성능을 향상시키고자 했다.

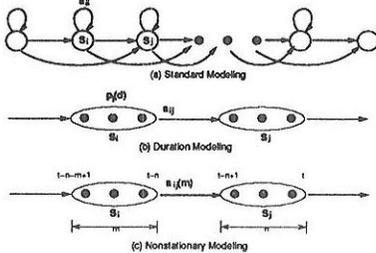


그림 2: 도식적인 통계적 모델링 방법론

### 5. 실험 결과 및 평가

앞서 기술한 다양한 결합 기법과 3 가지 다수 문자 인식기 시스템을 무제한 온라인 숫자, 영문자 인식 문제에 적용하여 실험을 수행하였다. 문자 인식기의 갯수를 다르게 구성하여 실험하는 것은 다른 인식 성능을 지닌 문자 인식기를 추가하는 경우에 인식 성능에 대한 어떠한 변화가 오는 가를 관측하기 위함이다.

BKS 기법과 Bayesian 공식 기법을 적용하기 위해서는 훈련 단계가 필요하다. BKS 정보와 혼동 확률 분포를 계산한다. 숫자, 영문 소문자, 영문 대문자 등은 각각 따로 실험하였다. 훈련 데이터로는 13 명이 작성한 숫자 4088 개, 19 명이 작성한 영문 소문자 3749 개, 19 명이 작성한 영문 대문자 2464 개를 사용하였다. 인식 성능을 비교하기 위한 테스트 데이터로 10 명이 작성한 숫자 988 개, 9 명이 작성한 영문 소문자 1684 개, 9 명이 작성한 영문 대문자 1169 개를 사용하였다. 테스트 데이터는 훈련 데이터를 작성하지 않은 사람이 작성한 데이터이다. “?” 심볼은 문자 인식기 또는 결합 기법에서 우승 클래스가 부재함을 의미한다.

이상과 같은 숫자 실험 (표 1, 표 2) 에서 보면, 투표 기법이 비교적 우수한 인식 성능을 나타냈다. 사회적 선택 함수 기법 중에서는 Nanson 함수 기법이 가장 낮은 인식 성능을 보여 주었다. 약간 우수한 다른 3 개의 문자 인식기를 추가한 B 형 다수 문자 인식기 시

문자 인식기	숫자		소문자		대문자	
	1등:	5등:	1등:	5등:	1등:	5등:
St8Out	93.09	98.50	78.92	90.91	88.37	94.35
Du8Out	92.29	99.00	82.30	93.77	91.02	95.38
NS8Out	94.39	97.90	86.05	90.97	87.51	92.22
St10Out	93.79	98.10	83.14	90.80	87.34	93.41
Du10Out	94.59	98.20	85.93	91.75	88.28	91.96
NS10Out	95.19	97.80	86.34	90.50	87.85	91.87

표 1: 각 영역에 대한 개별 문자 인식기의 인식률

결합 기법	A 형 시스템			B 형 시스템		
	1등:	5등:	?	1등:	5등:	?
투표 (Maj.)	95.29	99.00	1	96.19	99.00	1
투표 (Abs.)	95.29	99.00	1	96.19	99.00	1
Condorcet	95.29	98.90	0	96.09	98.40	0
Borda 함수	95.29	99.00	1	96.00	99.00	1
가중화 Borda	95.29	99.00	1	95.79	99.00	1
Nanson 함수	94.99	99.00	1	95.39	99.00	1
역 Nanson	95.29	99.00	1	95.99	99.00	1
Bayesian 기법	95.29	99.00	1	96.09	99.00	1
BKS 기법	94.09	96.79	18	93.29	95.49	30

표 2: 테스트용 숫자에 대한 결합 기법의 인식률

스템에서 BKS 기법을 제외한 다른 결합 기법도 더불어 인식 성능이 향상됨을 알 수 있다. BKS 기법은 문자 인식기의 갯수가 증가하면서 우승 클래스를 결정하지 못하는 경우의 수가 더 증가하여 인식 성능의 하락을 초래했다.

결합 기법	A 형 시스템			B 형 시스템		
	1등:	5등:	?	1등:	5등:	?
투표 (Maj.)	85.21	93.59	7	86.28	93.53	7
투표 (Abs.)	84.86	91.63	14	85.99	92.34	13
Condorcet	85.33	90.68	0	85.99	90.97	0
Borda 함수	85.27	93.17	7	86.11	93.17	7
가중화 Borda	85.39	93.11	7	86.46	93.17	7
Nanson 함수	85.45	93.58	7	86.40	93.59	7
역 Nanson	85.27	93.23	7	86.11	93.23	7
Bayesian 기법	87.00	93.59	7	87.77	93.77	7
BKS 기법	85.87	88.60	79	82.60	83.67	180

표 3: 테스트용 영문 소문자에 대한 결합 기법의 인식률

이상과 같은 영문 소문자 실험 (표 1, 표 3) 에서 보면, Bayesian 공식 기법이 가장 우수함을 보여 준다. 사회적 선택 함수 기법 중에서는 가중화 Borda 함수 기법과 Nanson 함수 기법이 비교적 우수한 결과를 보인다. 그러나, A 형 다수 문자 인식기 시스템에서는 Bayesian 공식 기법을 제외하면, 개별 인식기의 최고 성능에도 미치지 못함을 보여 준다. B 형 다수 문자 인식기 시스템에서는 가중화 Borda 함수 기법, Nanson 함수 기법, Bayesian 공식 기법만이 개별 인식기의 최고 성능 보다 우수한 결과를 보여 준다. 숫자 실험에서와 같이, B 형 다수 문자 인식기 시스템에서 인식 성능이 향상됨을 알 수 있다. BKS 기법은 숫자 실험의 경우와 같다.

이상과 같은 영문 대문자 실험 (표 1, 표 4) 에서 보면, 사회적 선택 함수 기법 가운데 Nanson 함수 기법이 가장 우수한 인식 성능을 나타내었다. 그러나, A 형 다수 문자 인식기 시스템은 개별 문자 인식기의 최고 성능을 능가하지는 못했다. B 형 다수 문자 인식기 시스템에서는 Nanson 함수 기법과 Bayesian 공식 기법만이 개별 문

결합 기법	A 형 시스템			B 형 시스템		
	1등:	5등:	?	1등:	5등:	?
투표 (Maj.)	90.76	96.07	5	90.51	95.89	5
투표 (Abs.)	90.59	94.70	12	90.33	95.21	7
Condorcet	90.85	94.27	0	90.42	93.58	0
Borda 합수	90.25	95.98	5	90.25	95.89	5
가중화 Borda	90.16	95.98	5	90.25	95.89	5
Nanson 합수	90.93	96.07	5	91.28	95.89	5
역 Nanson	90.25	95.89	5	90.25	95.81	5
Bayesian 기법	90.59	95.98	5	91.10	95.89	5
BKS 기법	88.71	90.93	75	85.12	86.06	126

표 4: 테스트용 영문 대문자에 대한 결합 기법의 인식률

자 인식기의 최고 성능을 능가하였다. 이전과는 다르게, 대체로 열등한 3 개 문자 인식기를 추가한 B 형 다수 문자 인식기 시스템에서는 1등의 경우에 인식 성능이 향상된 결합 기법은 가중화 Borda 합수 기법, Nanson 합수 기법, Bayesian 공식 기법 등이 있지만, 비교적 안정적인 성능을 보인 것은 Bayesian 공식 기법 뿐이다. 열등한 문자 인식기를 추가하므로써 투표 기법과 사회적 선택 합수 기법은 대체로 인식 성능이 저하되었다고 본다. 그러므로, 문자 인식기의 갯수를 늘리고 단순한 투표 기법이나 사회적 선택 합수 기법을 적용하는 것은 문제의 소지를 지니고 있다. BKS 기법은 역시 숫자 실험의 경우와 같다.

이상과 같은 실험 결과를 분석하므로써 몇 가지 결론에 도달하게 되었다. 첫째, 다수 문자 인식기 시스템의 인식 성능은 개별 문자 인식기 보다는 대체로 우수하나, 개별 문자 인식기의 성능 분포가 다양하면 개별 문자 인식기의 최고 성능에 미치지 못하는 경우도 있다. 둘째, Bayesian 공식 기법은 투표 기법이나 사회적 선택 합수 기법보다 대체로 인식 성능이 우수한 잠재성을 지녔다고 본다. 특히, 개별 문자 인식기의 성능 분포가 다양한 경우에 유리하다. 셋째, 사회적 선택 합수 간에는 뚜렷한 인식 성능의 우열이 없다. 네째, 인식 성능이 열등한 문자 인식기의 추가는 투표 기법과 사회적 선택 합수 기법에서 인식 성능의 저하를 초래하므로, 단순히 문자 인식기를 많이 추가하는 것은 문제의 소지가 있다고 본다. 즉, 문자 인식기 간의 의존관계에 대한 연구가 필요하다. 다섯째, BKS 기법은 추가되는 문자 인식기의 인식 성능과는 무관하게 결합되는 문자 인식기의 갯수가 증가하면서 인식 성능이 저하됨을 알 수 있다. 이것은 혼련 단계에서 구축한 BKS 정보가 실제 환경을 제대로 표현하지 못함을 보여 준다. 본 실험에서 구축된 BKS 정보는 고차원의 정보를 빈약한 혼련 데이터로부터 계산한 것이기 때문에 BKS 정보를 찾지 못해서 우승 클래스를 결정하지 못하는 경우가 문자 인식기가 증가함에 따라 더불어 증가했다.

## 6. 결론 및 향후 과제

문자 인식기의 인식 결과를 순위로 표현하므로써 더 많은 정보를 제공하고 임의의 문자 인식기와 쉽게 인식 결과를 결합할 수 있는 장점을 취할 수 있었다. 이러한 문자 인식기로 구성된 다수 문자 인식기 시스템에서 다수의 순위 결정을 결합하는 방법으로 집단 의사결정 분야의 기법인 사회적 선택 합수 기법을 적용하고자 제안하였으며, 무제한 운라인 숫자, 영문자 인식 문제를 다루는 실험을 통하여 투표 기법, BKS 기법, Bayesian 공식 기법 등과 비교, 평가하였다. BKS 기법의 적용을 통하여 혼련 데이터로부터 고차원의 BKS 정보를 구축하는 것이 문제가 있음을 실험적으로 보였고, 문자 인식기 간의 독립을 가정한 Bayesian 공식 기법의 적용을 통하여 문자 인식기 간의 의존관계 또는 상관관계를 파악해서 더 나은 성능을 보이는 Bayesian 공식 기법이 필요함을 실험적으로 보였다고 본다.

앞으로 할 일은, BKS 기법의 접근 방식과 기존의 Bayesian 기법의 접근 방식으로부터, 문자 인식기 간의 의존관계 또는 상관관계

를 혼련 데이터로부터 파악하는 기준과 이를 이용하여 효과적인 다수 순위 결정을 결합하는 방법에 대해 연구하는 것이다. 이 방법은 문자 인식기 간의 독립이라는 가정을 제거한 Bayesian 공식 기법을 정형화하고, 가능한 저차원의 정보를 이용하여 BKS 정보와 같은 고차원의 정보를 근사하도록 기여할 것이다.

## 참고 문헌

- [1] Kenneth J. Arrow. *Social Choice and Individual Values*. Yale University Press, second edition, 1963.
- [2] Sung-B. Cho. "A Framework for Practical Applications of Neural Networks Classifiers". PhD thesis, Dept. of Computer Science, KAIST, Korea, 1993.
- [3] Jürgen Franke and Eberhard Mandler. "A Comparison of Two Approaches for Combining the Votes of Cooperating Classifiers". In *Proceedings of the 11th IAPR Int. Conf. on PR*, volume 2, pages 611-614, 1992.
- [4] Tin K. Ho. "A Theory of Multiple Classifier Systems and Its Application to Visual Word Recognition". PhD thesis, Dept. of Computer Science, SUNY at Buffalo, 1992.
- [5] Tin K. Ho and et al. "Decision Combination of Multiple Classifier Systems". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(1):66-75, 1994.
- [6] Yea S. Huang and Ching Y. Suen. "An Optimal Method of Combining Multiple Classifiers for Unconstrained Handwritten Numeral Recognition". In *Proceedings of the 3rd Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recog.*, pages 11-20, 1993.
- [7] Jonathan J. Hull and et al. "Multiple Algorithm for Handwritten Character Recognition". In *Proceedings of the 1st Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recog.*, pages 117-129, 1990.
- [8] Ching-L. Hwang and Ming-J. Lin. *Group Decision Making under Multiple Criteria*. Springer-Verlag, 1987.
- [9] Bongkee Sin and Jin H. Kim. "Nonstationary Hidden Markov Model". Revised to Signal Processing, 1995.
- [10] Ching Y. Suen and et al. "Recognition of Totally Unconstrained Handwritten Numerals Based on the Concept of Multiple Experts". In *Proceedings of the 1st Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recog.*, pages 131-143, 1990.
- [11] Ching Y. Suen and Yea S. Huang. "Multi-Expert Systems for Pattern Recognition". In *Proceedings of the 2nd Pacific Rim Int. Conf. on AI*, pages 15-20, 1992.
- [12] Hossein Tanahi and James M. Keller. "Information Fusion in Computer Vision Using the Fuzzy Integral". *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 20(3):733-741, 1990.
- [13] Lei Xu and et al. "Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Applications to Handwriting Recognition". *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 22(3):418-435, 1992.