

# 이진 영상 인식을 위한 효과적인 퍼지 기반 거리 인식기의 설계

## Designing of an Efficient Fuzzy-induced Distance Classifier for the Recognition of Binary Images

송영기\*1 강환일\*2

\*1: 현대정보기술 연구소, \*2:명지대학교 전기정보제어공학부, 정보통신 교육연구센터

[bysic@shinbiro.com](mailto:bysic@shinbiro.com), [hwan@wh.myongji.ac.kr](mailto:hwan@wh.myongji.ac.kr)

### 요약

본 논문에서는 두 이진 영상의 비교시 그 유사도를 결정하는 새로운 방법을 제안한다. 이는 두 영상사이의 최소 거리에 기반한 방법이며, 제안된 방법에서는 구해진 거리 그 자체보다는 이 거리의 분포로부터 최적 거리를 계산한다. 구해진 거리 분포 함수로부터 최종적인 두 영상의 유사도는 비퍼지화 추론을 이용하여 계산되어진다. 제안한 방법을 실제 문제에 적용하여 그 우수성을 검증하였다.

### 1. 서론

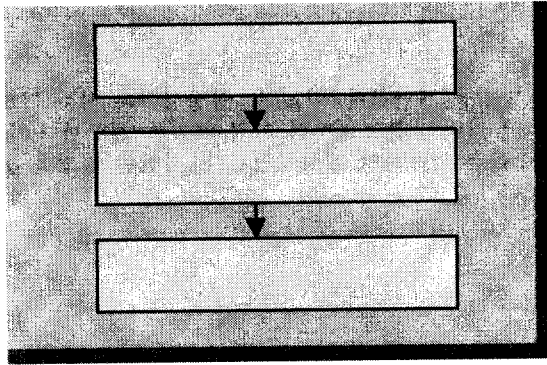
패턴 인식은 주어진 두 영상에 대하여 하나의 영상이 다른 영상에 대하여 어느 정도 유사한가를 수치적인 값으로 계산하는 것이다. 영상들을 비교하여 일치하거나 유사한 영상을 찾는 것은 실제 문제에서 매우 유용하다. 최근에는 저장 매체의 발달과 응용 프로그램의 급성장으로 인해 거의 모든 자료들이 영상정보로 저장되고 있어, 이 분야에 대한 연구가 더욱 활발히 이루어지고 있다. 특히, 전형적인 패턴 인식 분야인 문자인식, 얼굴 인식 및 장비의 오류 검출 등과 더불어 근래에는 인터넷이 일반화됨에 따라 인터넷 상에서의 영상 검색과 보안을 위한 패턴 인식 분야가 더욱 더 중요시 되고 있다. 이러한 패턴 인식 분야에 대하여 많은 연구가 이루어졌는데, 다음과 같이 두 부류로 나눌 수 있다 [1,13,14,15]. 첫번째 방법은 특징 점에 기초한 방법이다. 이는 영상 내에 존재하는 정보를 대표할 수 있는 저차의 수치적인 값을 이용하여 유사 도를 계산하는 것이다. 영상 획득 시 발생하는 변이들(회전, 크기 및 움직임)을 특징 점간의 기하학적인 관계를 통하여 쉽게 표현할 수 있다는 장점이 있지만, 정확한 특징 점을 얻기 위한 전처리 방법이 필요하고 특징 점이 소실되는 경우가 많다 [12]. 이의 해결을 위해 부분 정합 방법들이 소개되고 있다 [17]. 두 번째 방법은 영상내의 존재하는 값들의 분포를 그대로 이용하거나 이들의 변환을 통하여 두 영상을 정합 시키는

방법이다[13]. 이 방법은 첫 번째 방법에서 요구되는 전처리 과정이 필요 없지만 영상 획득시의 잡음 및 변이들에 민감하고 계산 시간이 많이 걸린다는 약점이 있다. 본 논문에서 제안하는 방법은 두 영상사이의 유사도 계산을 위해 간단한 전처리 작업을 통해 만들어진 이진 영상 사이의 유사도를 결정하는 방법을 제안한다. 즉, 하우스도르프 거리(Hausdorff distance)를 이용하여 구해진 최소거리 분포를 이용하여 최종적인 유사 도를 결정하는 것이다. 하우스도르프 거리는 두 집합 사이의 거리를 구하기 위한 방법이며, 두 영상 사이의 최적 유사 도 결정을 위해 이용되었다 [1,2,3,4,7]. 이 방법은 두 영상 사이의 일치점을 찾지 않으며 영상 내부에 존재하는 작은 변이들 즉 에지 추출 시의 에지 영상의 이동등에 대하여 강인한 특성을 지닌다. 그러나 기존의 방법은 유사도 결정 시, 경험에 의한 임계치의 선택 등으로 인해 영상 내에 존재하는 잡음 및 소실 양에 대한 사전 정보가 필요한 단점이 있다 [1]. 제안된 방법에서 이를 자동적으로 계산하여 최적의 유사 도를 결정하는 향상된 퍼지 기반 하우스도르프 거리를 제안한다 [11]. 이를 위해 제 2 장에서는 하우스도르프 거리에 대한 수학적 기술과 개선된 하우스도르프 거리에 대해 알아본다. 제 3 장에서는 제안한 방법에 대해 상세히 기술한다. 4 장에서 실험 결과를 보였고 제 5 장에서 결론을 보인다.

### 2. 하우스도르프 거리를 이용한 영상의 비교

2.1 기존의 하우스도르프 거리

하우스도르프 거리를 이용한 영상인식 방법은 대부분 이진 영상 인식에 적용 되어 왔다[1,2,3,4]. 이는 이치 값으로 표현된 영상을 하나의 집합으로 생각하여 각 집합 요소 사이의 대응 관계를 계산 하였다. 지금까지 제안된 방법은 다음과 같은 영상 처리 과정을 수행한 후 기준 영상과 입력 영상에 대한 집합을 구성한다[7].



림 1. 전처리 과정

이렇게 구성된 이진 영상은 두 개의 집합으로 다음과 같이 나타낼 수 있다. 즉 두 유한 집합  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ ,  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_q\}$  에 대하여 기존의 하우스도르프거리 ( $H(X, Y)$ )는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$H(X, Y) = \max(h(X, Y), h(Y, X)) \quad (1-1)$$

$$h(X, Y) = \max_{x \in X} (D(x, Y))$$

$$\forall x \in X, D(x, Y) = \min_{y \in Y} d(x, y) \quad (1-2)$$

위 식에서  $d(\cdot)$ 는 두 집합 사이에서 정의된 노름(Norm)이며, 대부분 두 점 사이의 거리를 나타내기 위하여 유클리디안(Euclidean) 거리를 이용한다. 위 식에서  $H(X, Y)$ 는 각 집합의 크기  $p, q$ 에 의해 계산량이  $O(p, q)$  만큼 필요하지만  $O((p+q) \log(p+q))$  만큼 개선시킬 수 있다[1,3]. 함수  $h(X, Y)$ 를 집합  $X$ 에서  $Y$ 로의 직접 하우스도르프 거리라고 하며, 이것은 원소  $x \in X$ 에 대하여  $x$ 에 대하여 집합  $Y$  중에서 가장 근접 거리를 계산하고, 집합  $Y$ 의 각 원소에 대한 거리 중에서 가장 먼 거리에 있는 원소를 규명한다. 즉,  $h(X, Y)$ 는 실질적으로 집합  $X$ 의 각 원소에 대하여 집합  $Y$ 의 가장 근접 거리를 기반으로 하여, 그 거리 중 가장

큰 거리를 거리 척도로 이용하며, 이 거리는 두 집합 사이의 가장 일치하지 않는 점과의 거리가 된다. 직관적으로  $h(X, Y) = d$ 라고 한다면, 집합  $X$ 의 모든 점은 집합  $Y$ 의 모든 점에 대하여  $d$ 라는 거리 내에 존재하여야 하며, 반대로 집합  $Y$ 의 어떤 점은 집합  $X$ 의 어떤 점에 대하여 거리  $d$ 를 만족하는 원소가 존재함을 의미한다. 실제 문제에 있어서도(소실이나 잡음으로 인해), 정확하게 최고의 매칭 값을 구하기 보다는 부분적인 영역에 대하여 계산하는 것이 이를 더 효율적으로 다룰 수 있게 한다. 이와 같이 부분적인 소실이나 잡음의 영향에 대하여 강인한 인식기를 설계하기 위하여, 집합  $X, Y$ 에 대한 최고의 부분 거리(Partial distance)를 계산하는 것이 매우 자연적이며, 이를 구하기 위한 많은 방법들이 제안되었다. Huttenlocher는  $h(X, Y)$ 를 계산해서 이를 그 크기 순으로 정렬하여 그 중에서  $K$ 번째 거리를 최고의 매칭 값으로 선택하였다[7]. Dubuisson과 Jain은 원래의  $h(X, Y)$ 를 재정의하여 개선된 하우스도르프 거리를 제안하였다[2]. 즉 잡음에 덜 민감하도록 다음과 같이  $h(X, Y)$ 를 정의하였다.

$$H(X, Y) = \max(h(X, Y), h(Y, X))$$

$$h(X, Y) = \frac{1}{N_X} \sum_{x \in X} \min_{y \in Y} \|x - y\| \quad (2)$$

여기서,  $N_X = p$ 로 집합  $X$ 의 원소의 개수를 나타낸다. 이들은 Huttenlocher의 방법이  $K$ 번째의 원소를 찾더라도 이는 잡음이 있는 상황에서는 바람직한 특성을 지니지 못함을 지적하고 제안한 방법이 가장 바람직한 특성을 나타낸다고 결론지었다. 또한 Takacs는 그의 논문에서 수정된 하우스도르프 거리를 기반으로 근접함수 및 비용함수를 도입하였다[1]. 즉, 두 영상의 위치가 정규화 되어 있고, 영상 내부의 비고정 변환(Nonrigid transformation)이 적용 경우에는 집합  $X$ 의 각 원소에 해당하는 집합  $Y$ 의 각 원소는 주어진 반경 내부에 존재해야 함을 가정하였다. 이는 실제 중요한 가정이며, 만약 이 반경을 벗어난 경우에는 그에 해당하는 비용 값이 부여되게 된다. 즉, 위의 내용은 다음과 같이 수식화 된다.

$$d(x, Y) = \max_{y \in N_r^x} (\min \|x - y\|, (1 - I)P)$$

$$h(X, Y) = \frac{1}{N_X} \sum_{x \in X} d(x, Y) \quad (3)$$

여기서,  $N_x^y$ 는 원소  $x$ 에 대한 집합  $Y$ 의 반경이 된다. 그리고  $I=1$ 은  $x$ 의 반경내에 존재할 경우이며 '0'일때는 존재 하지 않을 경우이며 이 경우에는  $P$ 라는 비용값이 부여된다. 하지만 이 방법은 잡음 및 부분 소실에 대하여 어느 정도의 강인한 특성을 지니지만 비슷한 영상 사이의 구별 능력이 떨어지게 된다. 본 논문에서는 소실 및 잡음에 강인성을 지니며 구별 능력도 우수한 새로운 방법을 제안한다. 이 방법은 기존의 방법들이 거리 함수 자체의 평가를 통해 그 유사 도를 결정하는 대신 제안한 방법은 거리 함수 및 그의 통계학적인 분포를 통하여 최적 유사 도를 결정한다. 다음 장에서는 제안한 방법에 대하여 상세히 기술한다.

## 2.2 제안한 하우스도르프 거리

지금까지 살펴본 기존의 하우스도르프 거리를 이용한 여러 방법은 다음과 같은 문제점을 안고 있다. 만약 두 영상의 위치가 정규화 되어 있고, 영상 내부의 변이가 적다고 가정한다고 했을 경우,  $h(X, Y)$ 를 계산하는 과정에서 기존의 방법은 객관적인 기준 없이 단순히 최종적인 결과 값으로  $K$ 번째 거리를 택하거나 평균화 된 값을 이용한다 [1,2,7]. 이와 같은 경우, 실제 영상의 인식에 있어서 사전 정보(소실 및 잡음등)를 알 수 없는 경우가 많으므로 효과적으로 최적 유사 도를 계산하기가 어렵다. 본 논문에서는 이를 개선한 새로운 방법을 제안한다. 제안한 방법은 하우스도르프 거리를 이용하여 구해진 두 집합 사이의 거리를 직접 이용하여 최종적인 유사 도를 결정하기 보다는 이 거리( $D_i$ )와 이 거리에 해당하는 발생 빈도수( $N_{di}$ )를 이용하여 분포 함수를 만들고 이를 바탕으로 최종적인 유사 도를 결정한다.

즉,

$$\forall x_i \in X, D(x_i, Y) = \max \{ I \min_{y_j \in Y} d(x_i, y_j), (I-1)P \} \quad (4)$$

$$G_X(d_i) = \{ (N_i / Card(X), d_i) \mid d_i \in D \}, G_X(d_i) \in [0,1] \quad (5)$$

$$h(X, Y) = Defuzz \{ G_X(d_i) \} \quad (6)$$

$$H(X, Y) = \max(h(X, Y), h(Y, X)) \quad (7)$$

식(4)에서 이용된  $I, P$ 는 Takacs의 방법에 따른 것이다. 즉  $I$ 는 반경에 존재하는 지에 대한 제어 변수가 되며,  $P$ 는 그에 대한 비용 값이다. 식(5)의  $G_X(d_i)$ 는 집합  $X$ 의 각 원소에 대하여 집합  $Y$ 의 각 원소까지의 거리( $d_i$ )의 개수( $N_i$ )를 집합  $X$ 의 구성 원소 전체 개수( $Card(X)$ )로 나눈 값으로  $[0,1]$ 사이의 값이다. 이  $G_X(d_i)$ 를 구하는 과정은 각 개별 요소에 대한 가중치를 구하는 것으로 퍼지화라고 할 수 있다[6]. 식(5)의 퍼지화 이후 최종 유사 도는 비퍼지화(Defuzzification)를 통해 구해진다. 퍼지화는 종종 영상 처리에서 에지 검출이나 이치화등 그 기준이 애매한 경우에 이용되어왔다[6]. 제안 방법에서는 거리 함수를 퍼지집합으로 만들고 이를 통해 최종 유사도를 결정하기 위해 퍼지 개념을 도입하였다.

알고리즘 1에서는 이를 구하는 과정에 대한 의사 코드(Pseudo-Code)을 나타내었다.

**Input:** 이진 영상  $X, Y$ , 탐색 영역 반경  $R$ , 비용 값  $P$   
**Output:** 이진 영상  $X$ 와  $Y$ 간의 거리  $H$   
**Step1:** 두 이진 영상 사이의 점들간의 거리를 저장하는 셋  $D$ 를 {}로 초기화한다. 이진 영상  $X$ 의 각 점  $x_i$ 에 대하여 식 (4)을 사용하여 이진 영상  $Y$ 에서  $x_i$ 에 대응되는 위치를 중심으로 반경  $R$ 내부에 있는 점 중  $x_i$ 에 가장 가까운 곳에 위치하는 점  $y_j$ 를 찾는다. 두 점  $x_i$ 와  $y_j$ 사이의 Euclidean 거리  $d_i$ 를 셋  $D$ 에 추가한다. 만약  $y_j$ 가 반경  $R$ 에 존재하지 않을 경우 비용 값  $P$ 가  $d_i$ 가 된다.

**Step2:** Step1에서 구한 셋  $D$ 의 각 요소를 거리 순으로 재 배열한다. 재 배열된 셋  $D$ 로부터 퍼지소속함수인 셋  $G_X(d_i) = \{(N_i / Card(X), d_i) | d_i \in D\}, G_X(d_i) \in [0,1]$ 를 구성한다.

**Step3:** 비퍼지화 방법을 이용하여 소속함수의 분포로부터 분포의 중심을 구한다. 분포의 중심은 이진 영상  $X$ 가 이진 영상  $Y$ 로부터의 거리를 나타내는  $h(X, Y)$ 가 된다.

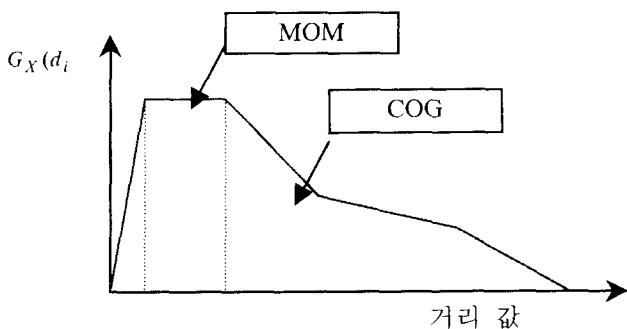
**Step4:** 이진 영상  $Y$ 에 대해서도 Step1, Step2, Step3과 Step4를 수행하여 이진 영상  $Y$ 가 이진 영상  $X$ 로부터의 거리를 나타내는  $h(X, Y)$ 를 구한다.

**Step5:** 최종적인 유사도를  $Max(h(X, Y), h(Y, X))$  구한다.

알고리즘 1: 제안한 방법에 대한 알고리즘의 의사코드

### 2.3 비퍼지화 방법의 역할

제안한 방법이 기존의 방법과의 가장 큰 차이는  $h(X, Y)$ 를 구하기 위하여 비퍼지화(Defuzzification)를 한다는 것이다. 이는 거리 함수의 분포를 통하여 최종적인 거리를 추론하는 작업으로서 구해진 거리의 값 중에서 어떤 값을 유사도를 이용할 것인가에 대한 기준을 제시한다[8,10]. 즉, 아래의 그림과 같이 거리 함수 분포를 두 영상 사이에서 얻었다면, 최종적인 거리는 점선 내부의 어떠한 값으로 선정되는 것이 두 영상사이의 최적 유사도를 결정하는 것이



된다.

그림 2: 거리 함수의 분포

특히 본 방법에서는 MOM(Mean of Maximum)을 최종 유사도를 결정하는 방법으로 제안한다. 이는 MOM이 그림 2에서 보듯이 COG(Center of Gravity) 보다 직관적으로나 수학적으로 더 최종적인 유사도로 적합하기 때문이다. 즉

이것은 구해진 거리 중 그 빈도수가 가장 많은 거리를 최종 유사도로 결정하기 때문이다. 그림에서 보듯이 잡음의 영향을 최소화하고 각 클래스 사이의 중첩을 제거하기 위한 값으로 충분하다. MOM 방법을 기존 방법과 수학적으로 비교 하면, 동일한 방법을 이용하여 제안한 COG 방법을 이용했을 경우 Dubuisson과 Jain이 제안한 식(2)와 일치한다 [11]. 즉 COG 방법을 이용했을 경우  $h(X, Y)$ 는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned}
 COG &= \frac{\sum_{i=1}^n G_X(d_i) \times d_i}{\sum_{i=1}^n G_X(d_i)} = \sum_{i=1}^n \frac{G_X(d_i) \times d_i}{\sum_{i=1}^n G_X(d_i)} \\
 &= \sum_{i=1}^n \frac{N_{d_i}}{Card(X)} \times d_i \quad (8) \\
 &= \frac{1}{N_X} \sum_{i=1}^{N_X} d_{ij}
 \end{aligned}$$

여기서  $n$ 은  $d_i$ 가 나올 수 있는 거리의 개수이다.  $d_{ij}$ 는 집합  $X$ 의 모든 원소에 대한 거리이다. 그러므로 식(8)과 식(2)는 완전히 일치한다.

### 3. 실험 및 고찰

지금까지 살펴본 하우스도르프 거리는 이진 영상의 인식에 있어서 효율적인 특성을 제공한다[1,2,7]. 특히, 영상내에 잡음이 존재하거나 부분적인 소실에 강인한 특성을 나타내게 된다. 본 절에서는 제안한 방법을 실제 문제에 적용하여 위와 같은 특성을 확인하고자 한다. 제안된 알고리즘을 OCR (Optical Character Recognition)과 얼굴인식 등의 예에 대하여 적용하여 보았다. 그림 3(a)는 크기가 높고 폭이 모두 60픽셀로 이루어진 문자 'A'를 표현하는 기준 영상이다. 그림 3(b)는 그림 3(a)에 30% uniform 노이즈가 첨가된 영상이고, 그림 3(c)는 그림 3(a)가 부분적으로 폐색된 영상이다. 그리고 그림 3(d)는 문자 'B'의 이진 영상을 보여준다.

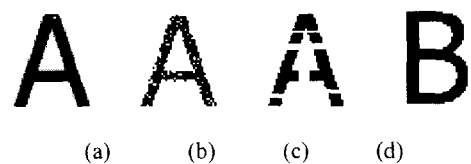


그림 3. 영상의 크기는 60×60 픽셀이다. (a) 문자 'A'들

나타내는 기준영상, (b) 영상 (a)에 30% uniform 노이즈가 첨가된 영상 (c) 부분적으로 폐색된 영상 (d) 문자 'B'를 나타내는 영상

표(1)은 그림 3(a)의 기준영상과 그림 3(b) 영상, 그림 3(c) 영상과 그림 3(d) 영상 각각에 대하여 탐색 영역을 반경  $R = 5$  이내로 제한하였을 때 구하여진 제안한 하우스도르프 거리를 보여준다. 그림 3(a)의 영상과 그림 3(b) 영상 사이의 제안된 하우스도르프 거리는 0.03 이고, 그림 3(a)의 영상과 그림 3(c) 영상 사이의 제안된 하우스도르프 거리는 0.04로 같은 부류로 분리되는 영상 사이에서는 비슷한 값을 갖는다. 그러나 서로 다른 부류(class)의 영상으로 분리되어야 하는 그림 3(a) 영상과 그림 3(b) 영상 사이의 제안된 하우스도르프 거리는 0.6으로 같은 부류의 영상 사이의 제안된 하우스도르프 거리에 비하여 약 10 배 정도 큰 값을 갖는다. 심하게 노이즈가 첨가되거나 부분적으로 폐색이 이루어져 유용한 특징을 추출하기 어려운 문자 영상인 경우에도, 제안된 하우스도르프 거리는 이와 같은 환경에서도 아주 강인한 특성을 갖는다.

표 1. 그림 3의 문자 'A' 인식을 위하여 기준 영상과 다른 영상들 사이의 제안된 Hausdorff 거리 비교 결과

	$h(A, B)$	$h(B, A)$	$H(A, B)$
Image (b)	0.03	0.01	0.03
Image (c)	0.04	0.03	0.04
Image (d)	0.40	0.60	0.60

그림 4에서는 장면 영상내의 특정 물체의 위치를 인식하는 실험을 제시한다. 위의 문자 인식 문제와는 특정 물체의 위치를 찾는 문제는 오인식률(False Acceptance Ratio) 및 오인식거부율(False Rejection Ratio)사이에서 오류율을 최소화 하고 인식률을 최대로 할 수 있는 적정 임계 값을 설정해야 한다[12]. 본 논문에서 제안한 방법을 이용하여 아래와 같이 uniform 잡음(20%)에서도 적정 임계치를 얻어 정확한 위치를 검지할 수 있다.



그림 4(a): 검색 의뢰 영상



그림 4(b) 장면 영상 내에서의 그림 4(a)에 대한 탐색 결과

#### 4. 결론

이진 영상 인식을 위해 제안된 하우스도르프 방법은 두 영상의 비교에 있어서 효율적인 유사 도를 제공한다. 특히 인식 과정에 필요한 사전 작업들의 복잡도가 낮고 쉽게 기술할 수 있기 때문에 이진 영상 인식에 있어 좋은 성능을 보이고 있다. 하지만 실제 문제의 적용에 있어서 기존의 방법은 자동 계수 선정이나 잡음에 대해 민감한 특성을 지니고 있다. 그래서 최적화된 유사 도를 구하기 위해서 본 논문에서 제안한 방법은 영상내의 한 점이 비교할 영상 내에 존재하는 점과의 거리 그 자체 보다는 이 거리를 통하여 얻어지는 통계적인 분포를 통하여 최종적인 유사 도를 결정하는 방법을 제안한다. 이 방법은 두 영상의 비교에서 지배적인 특성을 지닌 거리를 찾기 위하여 비퍼지화를 이용하였다. 실제 문제의 적용을 통하여 제안한 방법이 두 이진 영상의 비교에 있어서 좋은 성능을 보임을 제시하였다. 앞으로 기존 방법과의 비교를 통하여 본 방법을 우수성을 검증하고자 한다. 또한 계산 시간을 단축하기 위한 방법도 해결과제이며, 거리를 구할 때 기하학적인 특성을 부여하는 것 또한 남겨진 문제들이다.

#### 감사의 글

이 논문은 정보통신부의 정보통신 우수시범학교 지원사업에 의하여 수행되었습니다.

#### 5. 참고 문헌

- [1] B.Takacs, "Comparing Face Images Using the Hausdorff Distance," *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 12, pp. 1873-1881, 1998.
- [2] Dubuisson and A. K. Jain, "A modified Hausdorff

- distance for object matching," *Int'l. conf. on Pattern Recognition*, Jerusalem, 1994.
- [3] O. K. Kwon, D. G. Sim and R. H. Park, "New Hausdorff distances based on robust statistics for comparing images," *Int'l. Conf. on Image Processing*, 1996.
- [4] J. Paumard, "Robust Comparison of binary images," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 18, pp. 1057-1063, 1997.
- [5] Dale L. Wilson, Adrian Baddeley and Robyn Owens, "A New Metric for Grey-Scale Image Comparison," *The International Journal of Computer Vision*, Vol. 24, No. 1, pp. 5-17, 1997.
- [6] Isabelle Bloche, "On fuzzy distances and their use in image processing under imprecision," *Pattern Recognition*, Vol. 32, pp. 1873-1895, 1999.
- [7] Huttenlocher *et al.*, "Comparing images using the Hausdorff distance," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 15, No. 9, 1993.
- [8] C. J. Wu and A. H. Sung, "Comparison of three defuzzification methods in the application of JPEG," *IJICS-98*, 1998.
- [9] C. Papageorgiou and T. Poggio, "A Pattern Classification approach to dynamical object detection", *Proceedings of International conference on Computer vision*, 1999
- [10] M.Sonka, V.Hlavac and R.Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, 2<sup>nd</sup> Ed., PWS Publishing, 1999
- [11] Y.G.Song, H.I.Kang and Y.I.Yang, "Fuzzy logic Induced Hausdorff distance for binary image matching", *IPIU-2000*, pp.321-325, Jan., 2000, Korea
- [12] Y.G.Song, S.Y.Lee and J.J.Park, "Recognition of Handwritten Numerals using Multiple features and Multiple classifiers", World Scientific Publishing Company, pp.397-405, Aug. 1999
- [13] M.Turk and A.Pentland, "Eigenfaces for recognition", *J.Cognitive Neuro Science*, 3, pp.71-86, 1991
- [14] R.Brunelli and T.Poggio, "Face recognition: features versus templates", *IEEE Trans.PAMI*, 15(10), pp.1042-1052, 1993.
- [15] Y.H Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison Wesley Publishing, 1989
- [16] V.D.Gesu and V.Starovoitov, "Distance based functions for image comparison", *Pattern Recognition Letters*, 20, pp.207-214, 1999
- [17] B.G.Park, K.M.Lee and S.U.Lee, "A model based partial matching technique based on the probabilistic analysis in the feature space", *IPIU-2000*, pp.125-130, Jan., 2000, Korea
- [18] V.N.Vapnik, *Statistical Learning Theory*, Wiley, 1998