

# 우편물 자동구분기의 구분율 향상을 위한 문자인식기의 구현 방법

(An Implementation Method of the Character Recognizer for  
the Sorting Rate Improvement of an Automatic Postal  
Envelope Sorting Machine)

임길택\*, 정선화\*\*, 장승익\*\*, 김호연\*\*

(Kil Taek Lim, Seon Hwa Jeong, Seung Ick Jang, Ho Yon Kim)

**요약** 우편물의 자동구분을 위해서는 주소영상의 인식이 필수적이다. 주소영상의 인식 과정은 주소영상 전처리, 문자인식, 주소해석의 과정으로 이루어져 있다. 주소영상 전처리 과정을 통해 추출된 문자영상들은 인식과정으로 전달되고 이 과정에서 각 문자영상마다 다수의 후보문자와 인식 스코어가 생성된다. 주소해석기는 후보문자와 인식 스코어의 집합을 이용하여 유효한 최종 주소를 생성한다. 우편물의 자동구분율은 주소영상의 인식과정에 포함된 모든 과정의 성능에 따라 좌우되는데 특히 문자인식 성능이 중요한 요인이다. 주소인식에서 좋은 문자인식기란 주소해석이 용이할 수 있도록 신뢰도 높은 후보문자를 생성하는 것이라 할 수 있다. 본 논문에서는 문자인식기에서 신뢰도 높은 후보문자를 생성하는 방법을 제안한다. 논문에서는 현행 우편물 자동구분기의 주소인식 시스템에서 사용되고 있는 MLP 인식기를 개별 문자인식을 위한 인식기로 사용한다. MLP 인식기는 인식 속도와 인식을 측면에서 가장 우수한 인식기의 하나로 알려져 있지만, false alarm과 같은 잘못된 결과를 생성하기도 하는데 이는 주소해석을 어렵게 만드는 주요 요인이 된다. 본 논문에서는 주소해석을 쉽게 하고 우편물 구분율을 높이기 위해 기 구현된 MLP 인식기의 출력값을 재추정하는 방법을 제안한다. 재추정값의 신뢰도를 높이기 위한 인식기의 통계적 동작특성을 생성하는 방법과, 기존 MLP와 신뢰도 재추정기로서 동작하는 Subspace 인식기를 결합하는 방법을 제안한다. 제안 방법의 타당성을 확인하기 위해 우체국에 설치된 우편물구분기로부터 획득한 문자영상을 이용하여 실험하였다. 실험 결과 제안 방법이 개별 문자 및 비문자에 대한 오류율과 기각률 측면에서 높은 신뢰도를 보임을 확인할 수 있었다.

**핵심주제어** : 문자인식, 주소인식, 신경망, 부분공간인식기

**Abstract** The recognition of postal address images is indispensable for the automatic sorting of postal envelopes. The process of the address image recognition is composed of three steps—address image preprocessing, character recognition, address interpretation. The extracted character images from the preprocessing step are forwarded to the character recognition step, in which multiple candidate characters with reliability scores are obtained for each character image extracted. Characters with reliability scores are obtained for each character image extracted. Utilizing those character candidates with scores, we obtain the final valid address for the input envelope image through the address interpretation step. The envelope sorting rate depends on the performance of all three steps, among which character recognition step could be said to be very important. The good character recognizer would be

\* 경주대학교 컴퓨터멀티미디어 공학부 조교수

\*\* 한국전자통신연구원 우정기술연구센터

the one which could produce valid candidates with very reliable scores to help the address interpretation step go easy. In this paper, we propose the method of generating character candidates with reliable recognition scores. We utilize the existing MLP (multilayered perceptrons) neural network of the address recognition system in the current automatic postal envelope sorters, as the classifier for the each image from the preprocessing step. The MLP is well known to be one of the best classifiers in terms of processing speed and recognition rate. The false alarm problem, however, might be occurred in recognition results, which made the address interpretation hard. To make address interpretation easy and improve the envelope sorting rate, we propose promising methods to reestimate the recognition score (confidence) of the existing MLP classifier: the generation method of the statistical recognition properties of the classifier and the method of the combination of the MLP and the subspace classifier which roles as a reestimator of the confidence. To confirm the superiority of the proposed method, we have used the character images of the real postal envelopes from the sorters in the post office. The experimental results show that the proposed method produces high reliability in terms of error and rejection for individual characters and non-characters.

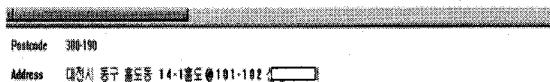
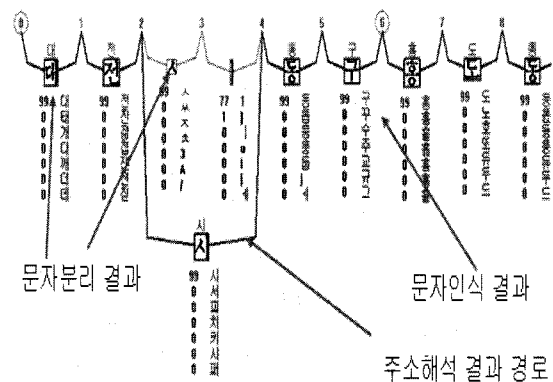
**Key Words** : character recognition, address recognition, nerve network, substation classifier

## 1. 서론

현재 우리나라의 우편물은 우편집증국에서 우편번호가 자동으로 인식되어 도착우체국과 발송우체국에서 자동으로 구분되고 있다[1],[2],[3]. 이와 같은 우편물의 자동처리 체계와 수준은 세계 각국의 우편물 자동화 수준에 비추어 볼 때 비교적 높은 수준의 자동화 수준에 있다고 할 수 있다[2],[3]. 하지만 우편 사업 종사자, 특히 구분 및 배달 종사자의 작업 환경 및 우편물의 효율적 처리 방법 등 내부 요인과 우편 서비스 이용자에 대한 서비스 질의 제고 등을 고려해보면 순로구분 자동처리와 같은 우편물 자동화 최고 선진국 수준의 우편물 자동화 기술이 필요한 시점이다 [1],[2],[3]. 자동화된 순로구분이란 집배원이 배달할 우편물을 배달 경로 순서대로 자동으로 구분정렬하는 것을 이른다. 현재 우리나라에서는 순로구분기를 개발하여 노원우체국, 시흥우체국 등 몇몇 우체국에서 실제 운영 중에 있으며, 성능 개선 등의 추가 작업을 거치고 향후 확대 보급, 운영할 예정이다.

우편물 순로구분의 자동처리를 위해서는 우체국 또는 집배원 정보가 담긴 우편번호의 인식뿐만 아니라 배달지점의 주소에 대한 자동 인식도 필요하다. 주소인식은 주소영상을 획득하는 과정, 주소영상내의 주소에 해당하는 문자열과 개별 문자의 분리 과정, 분리된 개별 문자의 인식 과정,

마지막으로 인식된 문자들을 조합하여 최종 배달지 주소를 생성하는 주소해석 과정으로 구성된다.



<그림 1> 주소인식 시스템 화면

그림 1은 현재 우체국에서 운용되고 있는 주소인식 시스템의 동작 화면으로 문자분리와 문자인식, 주소해석 과정을 보여주고 있다. 그림을 살펴보면 문자분리에서 오류가 있을 수 있으며 이는 문자인식 단계에 그대로 전달됨을 알 수 있다.

주소인식 성공률은 곧 주소해석의 성공률인데

이는 문자인식기가 얼마나 주소해석이 용이하도록 인식결과를 생성하는가와 밀접한 관련이 있다. 100% 정확도를 가지는 인식기를 구현할 수 없으므로 보통의 경우 개별 문자에 대한 1순위 인식률보다는 N(그림 1의 경우 N=7) 순위 후보 인식률과 각 문자후보의 인식 스코어값이 주소해석의 성공률을 높이는데 보다 더 영향을 주게 된다[3]. 그림 1을 보면 이와 같은 사실을 확인할 수 있다.

현재 시범 운영중인 순로구분기에 탑재된 주소인식 시스템에서의 문자인식기는 MLP (multilayered perceptrons)로 구성되어있다[3]. MLP 인식기는 인식 속도와 인식률 측면에서 가장 우수한 인식기의 하나로 알려져 있다. 하지만 false alarm과 같은 잘못된 인식결과를 생성하기도 하며, 문자분리단계의 오류에 따라 비문자가 입력될 경우의 인식 스코어는 종종 전혀 신뢰할 수 없을 정도가 되어, 주소해석을 매우 어렵게 만든다.

본 논문에서는 우편물의 주소인식 과정에서의 문자인식 신뢰도를 높이기 위해, 기존에 사용되는 MLP 인식기의 출력값을 신뢰도 높게 재추정하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 재추정값의 신뢰도를 높이기 위한 인식기의 통계적 동작특성을 생성하는 방법과, 기존 MLP와 신뢰도 재추정기로서 동작하는 Subspace 인식기를 결합하는 방법이다. 제안 방법의 적용 대상은 우체국에서 배달되는 우편물을 우편물 구분기에 투입하여 200dpi의 해상도로 스캔하여 얻은 주소영상으로부터 추출된 인쇄체 한글 문자영상들로부터 구한 방향각도 특징 벡터와 이를 이용하여 인위적으로 생성한 비문자에 대한 특징 벡터들이다. 실험은 문자분리와 주소해석과는 독립적으로 수행된다. 제안 방법의 우수성을 검증하기 위해서 연구팀은 기존 MLP 인식기를 구현한 후, 정상적인 문자 입력의 경우 ER(Error-Reject) 그래프와 비문자 입력일 경우의 기각 그래프를 계산하여 제안방법과의 동작 특성을 비교 분석한다. 실험과 분석 결과, 제안 방법이 개별 문자와 비문자에 대한 오류율과 기각률 측면에서 높은 신뢰도를 보임을 확인할 수 있었다.

## 2. 기존의 문자인식 방법

### 2.1 문자영상에서의 특징 추출

일반적인 문자인식 방법은 문자영상을 정규화한 후 정규화된 문자영상에서 특징을 추출하고 추출된 특징을 입력으로 하여 문자를 인식하는 과정으로 구성되어있다(그림2 참조).



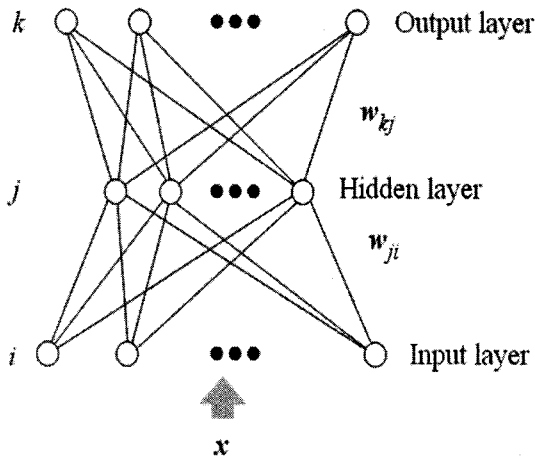
<그림 2> 문자인식 과정

문자영상의 정규화는 문자영상을 인식하기 위해 특징의 추출을 보다 용이하게 하거나 문자영상의 다양한 변형을 어느 정도 흡수하여 비교적 일관된 특징을 추출하기 위한 것이다[5]. 이러한 문자영상의 정규화는 사용되는 정규화 함수에 따라 선형 정규화와 비선형 정규화 방법[6]으로 나누어 질 수 있다. 일반적으로 비선형 정규화 방법이 선형정규화 방법에 비해 보다 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. 현재의 구분기 인식시스템에서는 일반적인 선형 정규화 방법과 흑화소 밀도를 이용한 비선형 정규화 방법[6]을 사용한다.

일반적으로 문자인식기의 입력으로 문자영상을 그대로 사용하지 않고 인식에 보다 용이한 특징 벡터로 변환하여 사용하는 것이 효율적이다 [5][7]. 문자인식에서 많이 사용되는 특징은 흑화소 밀도 특징[5]으로, 입력 문자영상을 N×M의 그물망으로 분할하여 각 그물망 내에서의 흑화소 밀도를 특징 값으로 사용한다. 이 특징은 추출이 용이하고 그물망 내의 문자획의 변형에 어느 정도 둔감하다는 장점이 있지만, 유사한 문자간의 분별력이 떨어지는 단점이 있다. 현재의 주소인식 시스템에서는 인식기의 입력 특징으로 흑화소 밀도 특징을 보완한 방향각도 특징[3]을 사용하며 본 논문의 연구에서도 마찬가지로 방향각도 특징을 사용한다. 흑화소 밀도 특징은 각 그물망 내에서 한 개의 값으로 표현되는데 반해 방향각도 특징은 각 그물망 내에서 다수 개의 방향각도로 표현되어, 유사 문자간의 분별력이 보다 향상되는 장점이 있다. 방향각도 특징에 대한 보다 상세한 내용은 [3]을 참고하라.

### 2.2 MLP 문자인식기

MLP는 교사학습을 하는 대표적인 비선형 인식기의 하나로써 입력 패턴벡터를 내부표현(internal representation), 즉 은닉층 노드의 출력값들로 변경하고 이들을 이용해서 출력층에서 클래스를 분류한다[4]. 하나의 은닉층을 가지는 MLP의 구성은 그림 3에서와 같다. 입력층의 노드는 방향각도 특징벡터의 각 성분을 받아들이며, 출력층의 노드의 수는 구분되는 클래스의 수와 같다.

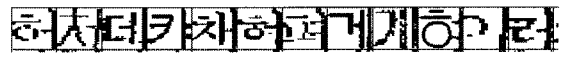


<그림 3> MLP의 구조

이론적으로 MLP의 출력층 노드의 출력값은 입력 패턴벡터의 *a posteriori* 확률을 나타내는 것이다. MLP의 가중치의 조정이 목표값과 실제 출력값의 오차가 평균적으로 최소화 되는 방향으로 진행되므로, 즉 MSE(Mean Squared Error)가 최소화되는 관점에서 해석될 수 있으므로 *a posteriori* 확률을 MLP의 출력값이 추정한다고 볼 수 있다[8]. 그러나 학습 패턴들이 실제 패턴 공간을 모두 나타낼 수 없이 유한하므로 올바른 확률을 나타낼 수 없다. 만약 유한한 학습 패턴들로 과도한 학습을 하거나 과도한 규모의 MLP 구조를 사용한다면 학습에 참여하지 않은 미지의 패턴에 대해서 전혀 엉뚱한 출력을 보일 가능성이 높다. 이러한 MLP 문자인식기의 문제점 때문에 주소해석 과정에서 전혀 의도하지 않는 결과가 생성될 수 있다.

그림 4는 MLP 문자인식기의 오류 예를 보여준다. 그림 4-(a)는 문자영상이며, (b)는 인식결

과에 대한 후보들을 나타낸 것으로 ‘입력클래스 : 1순위후보 인식스코어 2순위후보 인식스코어 ...’이다. 오인식이지만 입력클래스와 유사한 문자로 오인식된 것이 많다. 인식 결과 중 ‘개’를 보면 현재 인식기가 인식율은 높지만 후처리에서 문제점이 나타날 가능성이 보인다. ‘개’가 입력되었고, 1순위 후보가 0.99이상의 높은 인식스코어로 ‘개’가 생성되었다. 2순위 후보의 인식스코어가 0.0006정도로 낮게 나타난 것을 보면 MLP의 인식스코어만으로 주소해석을 하여 인식 오류를 교정하는 것이 거의 불가능할 것으로 보인다.



(a)

허	: 허	0.659037	허	0.007369	해	0.000096	허	0.000462	커	0.000000
처	: 처	0.004956	계	0.000813	계	0.000271	개	0.000026	계	0.000000
데	: 데	0.216435	데	0.007637	데	0.002987	제	0.000046	재	0.000000
카	: 카	0.490636	카	0.062878	가	0.000304	커	0.000098	강	0.000000
채	: 채	0.310710	채	0.006958	개	0.000569	제	0.000231	계	0.000000
현	: 현	0.839103	현	0.825947	티	0.005286	리	0.001349	저	0.000000
피	: 여	0.474714	피	0.002135	피	0.000575	피	0.000539	예	0.000000
개	: 개	0.868352	개	0.847641	개	0.000841	제	0.000519	패	0.000000
하	: 하	0.999805	하	0.000687	개	0.000426	제	0.000121	자	0.000000
러	: 러	0.879788	러	0.791915	해	0.004437	리	0.001069	하	0.000000
		0.012965	기	0.002922	피	0.000016	계	0.000006	거	0.000000
		0.578252	러	0.307176	려	0.056251	라	0.005547	커	0.000000

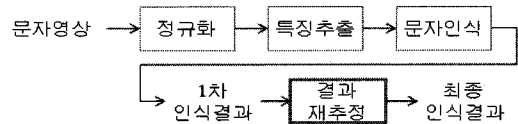
(b)

<그림 4> MLP 문자인식기의 오류 예

### 3. 인식결과 재추정 방법

#### 3.1 인식신뢰도 재추정 방법 : 신뢰도함수 정의

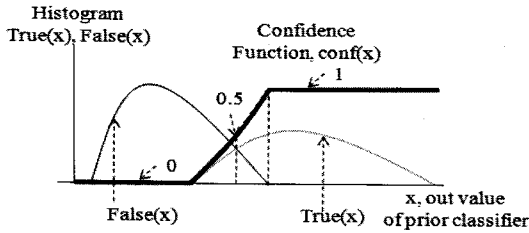
본 절에서는 인식이 어렵거나 비문자로 의심되는 입력을 분별해내어 인식신뢰도를 재추정하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 그림 5에 나타낸 바와 같이 1차인식 결과값을 입력으로 하여 신뢰도를 재추정하는데 적용된다.



<그림 5> 인식결과의 신뢰도 재추정 방법의 적용 위치

1차인식기(MLP)에서의 인식결과를 재추정하기 위해서 본 논문에서는 그림 6과 같이 신뢰도함수

( $conf(x)$ )를 정의하여 사용한다.



<그림6> 신뢰도함수 ( $conf(x)$ )

신뢰도함수는 1차인식기의 출력값을 입력으로 하여 재추정된 신뢰도값을 식 (1)과 같이 생성한다.

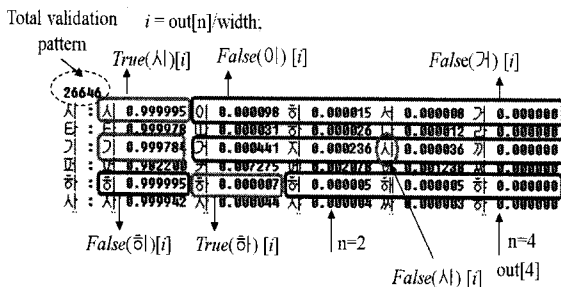
$$conf(x) = \frac{True(x)}{True(x) + False(x)} \quad (1)$$

$x$ 는 1차인식기의 출력값이고  $True(x)$ ,  $False(x)$ 는  $True$  클래스인 경우의 히스토그램 값과  $False$  클래스인 경우의 히스토그램 값을 각각 나타낸다.

식(1)을 특정 클래스  $C$ 에 적용하고, 1차인식기의 출력값이 저장되는 히스토그램 bin의 인덱스를  $i$ 로 표현하면 식 (2)와 같이 된다. 인덱스  $i$ 는 출력값  $x$ 를 히스토그램 bin의 폭( $width$ )으로 나눈 값이 된다.

$$conf(C)[i] = \frac{True(C)[i]}{True(C)[i] + False(C)[i]}, i = x/width \quad (2)$$

1차인식기가 결정한 클래스  $C$ 에 대한 신뢰도값은 식(2)를 통해 계산된다. 모든 클래스에 대해 신뢰도함수를 결정하기 위해 1차인식기에 검증용 데이터를 적용한다. 그 예를 그림 7에 나타내었다.



<그림 7> True 클래스와 False 클래스에 대한 히스토그램 계산 방법

그림 7은 검증용 데이터를 1차인식기에 적용한 결과가 저장된 파일을 나타낸 것으로 '입력클래스 : 1순위후보 1순위스코어 2순위후보 2순위스코어 ...'를 의미한다. 첫 번째 입력 '시'의 경우는  $True$  클래스가 '시'가 되는데, 1순위로 '시'가 되어 올바르게 인식되었다. 따라서  $i$ 의 값을 계산한 후  $True(시)[i]$ 의 히스토그램 값을 증가시킨다. 2순위에서 5순위는 모두  $False$  클래스에 해당하는 것으로  $False(이)[i]$ ,  $False(지)[i]$ ,  $False(히)[i]$ ,  $False(거)[i]$ 의 히스토그램 값을 각각 증가시킨다.

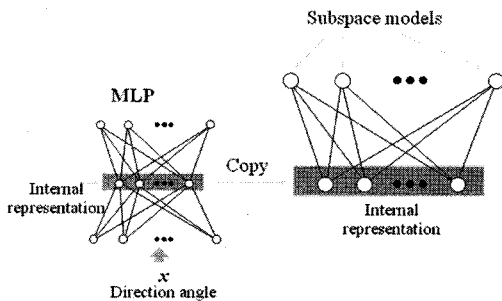
### 3.2 Subspace 인식기를 이용한 인식신뢰도 재추정 방법

1차인식기로 사용되는 MLP인식기는 전술한 바와 같이 1순위 인식률, 인식속도의 장점에도 불구하고 주소해석기와 연결됨에 있어 '양질'의 출력값을 제공하지 못한다. 이는 MLP가 지닌 근본적 속성에 기인하는 것이다. 반면 통계적 인식기들은 '분별력'에 있어 MLP에 비해 일반적으로 좋지않지만, 패턴공간의 통계적 특성을 충분히 반영하므로 주소해석에 있어 보다 유리하다. 본 논문에서는 주성분 분석(principal component analysis)으로도 불리는 KL 변환[10] 기반의 Subspace 인식기[8][9]를 도입함으로써 인식 신뢰도를 높이고자 한다.

KL 변환은 패턴벡터에 존재하는 정보잉여 (information redundancy)를 제거하기 위한 방법으로 고차원의 패턴벡터를 성분간 상관성이 없는 새로운 특징벡터로 전환한다[8]. 이 변환은 변환된 새로운 특징벡터의 주성분만으로 패턴을 표현하고 다시 복원할 경우 MSE의 관점에서 최적의 변환으로 알려져 있다. 이와 같은 KL 변환의 개념을 인식기에 도입한 것이 Subspace 인식기 [8][9]이다. Subspace 인식기는 각 클래스의 공분산행렬 또는 상관행렬의 고유벡터들로 이루어진 변환 행렬에 입력벡터를 곱하여 고유벡터 공간상의 벡터로 입력 벡터를 변환한다. 변환된 입력의 주성분들 중 상위의 주성분 일부로 구성된 벡터를 다시 역변환하여 복원벡터를 구성한 후 원시 입력과의 차이 즉, 복원에러를 계산한다. 각 클래스당 변환행렬이 있으므로 클래스마다 복원오차

가 계산된다. 복원오차가 가장 작은 클래스를 인식 클래스로 결정하게 된다.

이와 같은 Subspace 인식기는 인식속도 및 정확도 측면의 성능이 MLP에 비해 못한 것으로 일반적으로 알려져 있지만, MLP의 false alarm과 같은 문제가 일어나지 않는다. 따라서 본 논문에서는 Subspace 인식기를 신뢰도 재추정에 활용하기로 한다. Subspace 인식기의 속도 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 그림 8과 같이 MLP 인식기의 내부표현 벡터를 Subspace 인식기의 입력 벡터로 사용한다. 만약 MLP 기본인식기의 은닉층 노드의 수가 50개이면, Subspace 인식기의 입력벡터가 50차원이 된다. MLP 문자인식기의 은닉층의 노드수는 입력층의 노드 수에 비해 충분히 작아도 되기 때문에 Subspace 인식기의 속도 개선 효과를 얻을 수 있게 된다.



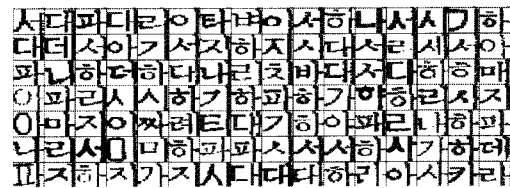
<그림 8> MLP 내부표현벡터와 Subspace 인식기

## 4. 실험 및 결과

### 4.1 실험 데이터

본 논문의 실험에 사용되는 실험 문자영상은 우체국에서 배달되는 실제 우편물을 우편물 구분기에 투입하여 200dpi의 해상도로 획득한 주소영상으로부터 추출한 개별 문자영상 데이터베이스의 일부이다. 실험에 사용한 문자영상 집합은 학습용으로 53,293개, 검증용 26,646개, 테스트용 26,646개로 구성되어 있다. 학습용은 MLP 기본인식기의 학습에 사용되며, 검증용은 MLP 인식기의 동작 특성을 분석하는 인식결과 재추정 방법에 활용된다. 테스트용은 최종 인식률과 오류

율 등의 성능 측정에 사용된다. 실험에 사용한 문자영상의 예를 그림 9에 나타내었다. MLP의 학습, 테스트에는 문자영상으로부터 추출한 250차원의 방향각도 특징벡터를 이용한다. 방향각도 특징벡터를 추출하기 위해서 문자영상을 5×5의 부분영역으로 나누었으며, 각 영역마다 10개씩의 방향각도 성분을 추출함으로써 전체 250차원의 특징벡터를 추출하였다. 인식신뢰도의 재추정 방법의 비문자에 대한 추정 성능을 살펴보기 위해서는 테스트 집합에 대한 방향각도 특징벡터들의 성분 중 50%를 '0'의 값으로 대치하여 비문자 데이터베이스를 구성하였다.

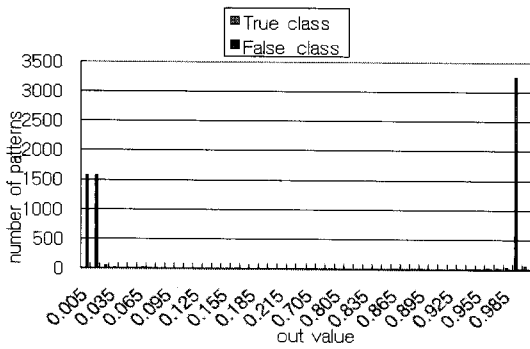


<그림 9> 실험에 사용된 문자영상의 샘플

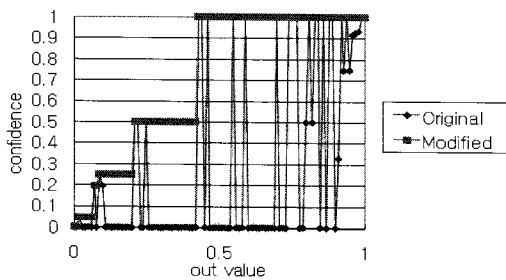
### 4.2 MLP 기본인식기를 이용한 인식신뢰도 재추정

MLP 기본 인식기를 입력노드 250개, 은닉노드 50개, 출력노드 125개로 구성하여 학습하였다. 입력노드 250개는 250차원의 방향각도 벡터의 각 성분을 입력으로 받으며, 출력노드 125개는 실험에 사용되는 인식대상 문자클래스의 수에 대응되는데 각 출력노드당 하나의 클래스가 할당되었다.

MLP 기본 인식기의 학습 후 검증용과 테스트용 문자영상 세트에 대한 인식 실험결과 98.74%, 98.83%의 인식률을 얻었다. 이 MLP를 검증용 집합에 적용하여 각각의 입력을 인식한 후 MLP의 출력값을 상위 5개만 출력하도록하여 임시로 파일을 생성하고 식 (2)의 클래스 신뢰도 값을 구하였다. 그림 10과 그림 11에 '시' 클래스에 대한 히스토그램과 신뢰도를 각각 나타내었다.



<그림 10> '시' 클래스에 대한 히스토그램  
(빈의 폭=0.01)



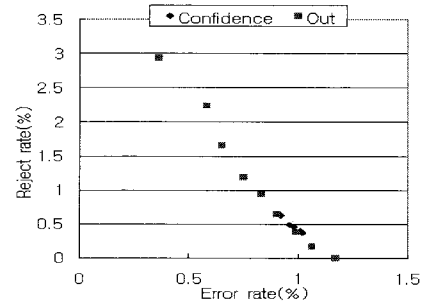
<그림 11> '시'클래스에 대한 MLP 인식기의 신뢰도  
(빈의 폭=0.01)

그림 10의 히스토그램을 보면 MLP의 출력값은 대부분 양극단에 치우침을 알 수 있다. 식 (2)와 같이 신뢰도를 구할 경우 비어있는 빈이 생기므로 아래와 같은 방식으로 클래스의 인식신뢰도를 수정하였으며 그림 11은 이를 나타낸다.

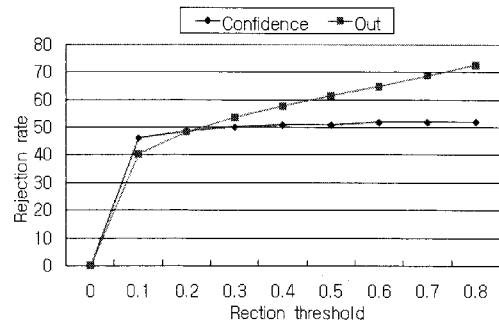
```
for( c=0; c<nclass; c++) //모든 클래스에 대해
for( i=1; i<nbin; i++) //nbin = max/width +1;
if(class_conf[c][i]<class_conf[c][i-1])
class_conf[c][i] = class_conf[c][i-1];
```

MLP 단순 출력값과 수정된 신뢰도값을 이용한 오류율과 기각률의 관계를 그림 12에 나타내었다. 기각률은 신뢰도값 또는 출력값 중 최고값이 특정 임계값 보다 작은 경우, 인식 결정을 내리지 않고 기각하는 비율을 의미한다. 오류율이란 신뢰도값 또는 출력값이 임계값 보다 큰 경우 인식 결정을 내리는데, 오인식된 문자의 비율을 의미한다. 그림을 살펴보면 두 방법 모두 오류율이 비슷할 경우 기각률도 비슷함을 알 수 있다.

비문자 데이터에 대해 신뢰도 재추정 방법을 적용한 결과를 그림 13에 나타내었다. 기각 임계값이 낮을 경우에는 신뢰도값을 이용한 재추정 방법이 보다 낮고 임계값이 높아질 경우에는 단순히 MLP 출력값을 이용하는 것이 더 좋게 나타남을 볼 수 있다.



<그림 12> 문자 테스트 집합에 대한 MLP 단순 출력값과 신뢰도값의 ER 그래프



<그림 13> 비문자 테스트 집합에 대한 MLP 단순 출력값과 신뢰도값의 비문자 검출율

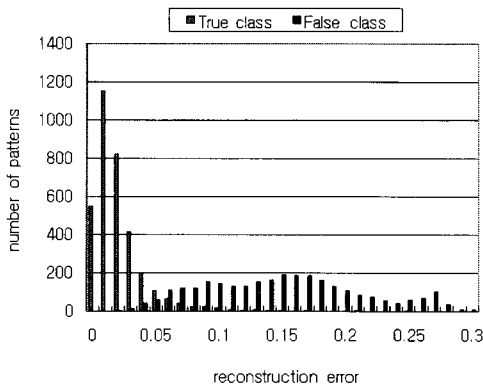
### 4.3 Subspace 인식기를 이용한 인식신뢰도 재추정

Subspace 인식기는 MLP 기본인식기와 마찬가지로 전체 125개의 출력클래스를 가진다. 따라서 전체 125개의 변환 행렬을 구성하였다. 입력으로서는 MLP 은닉층 노드의 값을 성분으로 하는 50차원의 내부표현 벡터를 이용하였다. 30개의 주성분만을 선택하여 역변환하고 복원오차를 계산함으로써 인식률을 구하였다.

MLP 내부표현 벡터를 이용한 Subspace 인식기를 검증 및 테스트 집합에 적용한 결과, 97.08%, 97.20%의 인식률을 각각 얻었다. MLP

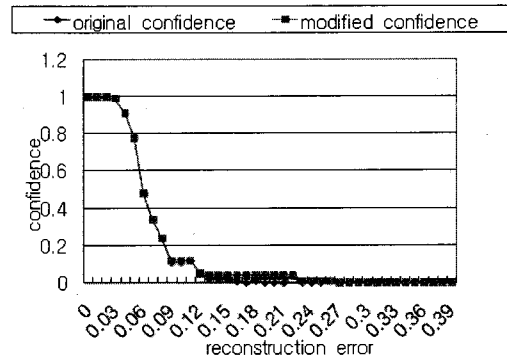
인식기와 비교하여 인식률은 조금씩 떨어짐을 알 수 있다. 내부표현 벡터를 사용하지 않고 방향각도 벡터를 사용하여 구현한 Subspace 인식기에 대한 검증과 테스트 집합에 대한 인식률이 약 97.12%로 나타났다. 이 결과를 보면 내부표현 벡터를 사용함으로써 원래의 방향각도 벡터의 경우보다 계산량을 많이 줄여 인식 속도가 훨씬 빨라졌음에도 인식률은 거의 동일한 것을 알 수 있다.

Subspace 방법의 경우도 MLP의 경우에서와 마찬가지로 히스토그램을 구한다. 다만 MLP가 [0,1]사이의 출력값을 가지며 값이 클수록 정클래스일 가능성이 커지는 반면에, Subspace는 복원 오차가 작아질수록 정클래스일 확률이 높아진다. 예로서 그림 14에 '시'클래스에 대한 히스토그램을 나타내었다. 전체적으로 보아 MLP의 분포특성이 양 극단에 치우친 반면에 Subspace는 폭 넓게 분포하고 있다.



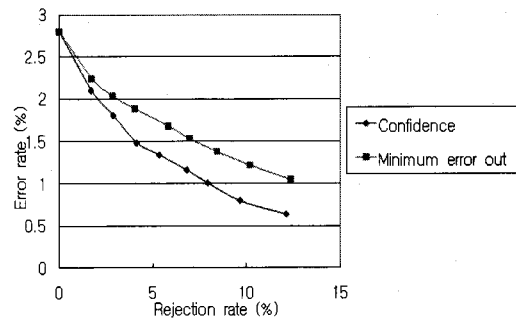
<그림 14> '시' 클래스에 대한 Subspace 인식기의 히스토그램 (빈의 폭=0.01)

Subspace 인식기도 MLP의 경우와 마찬가지로 클래스 신뢰도를 식 (2)와 같이 추정하고 신뢰도 수정 방식을 적용하였다. 그 결과를 그림 15에 나타내었다. MLP가 상당히 불연속적인데 비해 Subspace 인식기의 경우는 완만한 커브를 이루고 있음을 볼 수 있다.



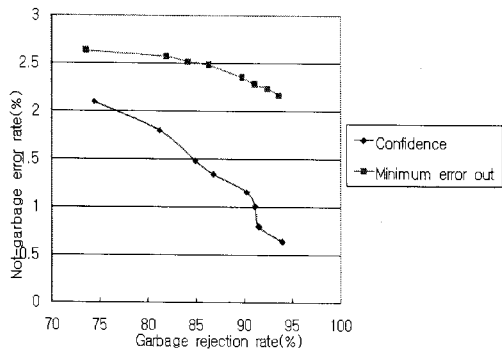
<그림 15> '시' 클래스에 대한 Subspace 인식기의 신뢰도 (빈의 폭=0.01)

문자입력 및 비문자 입력에 대한 Subspace 인식기의 신뢰도 재추정 방법 적용 결과를 그림 16과 그림 17에 나타내었다. 그림 16을 보면 동일한 기각률에서 제안한 신뢰도 재추정 방법의 경우가 기존의 최소복원오차를 이용하는 방법보다 오류율이 적게 나타남을 알 수 있다. 그림 17은 비문자 데이터를 기각하기 위해 설정한 임계값을 기준으로 문자 데이터 입력에 대한 오류율을 나타낸 것이다. 예를 들면 비문자를 85% 기각할 경우의 임계값에서 제안 방법의 경우 문자입력의 2.5%가 오인식인 반면 기존 방법은 5%의 오인식이 발생한다. 그림 18은 Subspace 인식기와 MLP 인식기의 비문자 입력에 대한 기각 성능, 즉 비문자 검출률을 보여준다. 제안하는 Subspace 인식기의 신뢰도 재추정 방법이 비문자를 훨씬 잘 검출함을 알 수 있다.

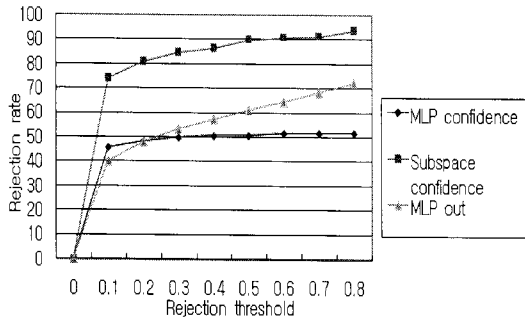


<그림 16> 문자 테스트 집합에 대한 기존 Subspace 인식기 방법(최소복원오차)과 제안 방법(신뢰도)의 ER 그래프





<그림 17> 비문자 기각률을 기준으로 한 문자 테스트 집합에 대한 기존 Subspace 인식기 (복원오차)과 제안방법(신뢰도)의 ER 그래프



<그림 18> 비문자 테스트 집합에 대한 MLP, Subspace 인식기(제안된 신뢰도 이용)의 비문자 검출률

## 5. 결론

본 논문에서는 우편물 자동구분기의 구분율을 높이기 위해 구분기 내부에서 사용되는 문자인식기의 신뢰도 향상 방법에 대해 연구하였다. 우편물 구분에서 문자인식은 주소인식 과정의 한 과정으로, 인식 결과 후보문자들의 인식스코어가 주소해석에 용이하도록 생성되어야 한다. 본 논문에서는 인식스코어의 신뢰도를 높이기 위해, 기존에 사용되는 MLP 인식기의 출력값을 신뢰도 높게 재추정하는 방법을 제안하였다. 1차 인식 결과값을 신뢰도 높게 재추정하기 위해 신뢰도함수를 정의하고, 1차인식 결과 히스토그램으로부터 클래스별 신뢰도함수를 구하는 방법을 제

안하였다. 또한 MLP의 내부표현 벡터를 입력으로 하는 Subspace 인식기를 이용하는 신뢰도 추정방법도 제안하였다. 실험은 우체국에 설치된 우편물 구분기에서 획득한 주소영상으로부터 추출된 인쇄체 한글 문자영상들에 대해서 수행되었다. 실험 결과, 제안 방법이 문자와 비문자 입력 모두에 대해 기존의 방법보다 오류율과 기각률 측면에서 모두 우수함을 알 수 있었다.

본 논문의 연구 범위는 문자분리 후 생성되는 개별 문자와 비문자 영상에 대한 문자인식기의 성능 개선 부분에 제한되었다. 향후의 연구는 문자인식기와 주소해석기를 보다 효율적이며 밀접하게 결합하는 방법과, 실제 우체국에서의 우편물 구분기 현장 실험으로 연구의 범위가 확대되어야 할 것이다.

## 참고 문헌

- [1] 우정사업본부, *우정사업 경영합리화 시행계획*, 2001.
- [2] 한국전자통신연구원, *제5회 우정기술 워크샵 발표자료*, 1999.
- [3] 김호연, 임길택, 김두식, 남윤석, "서장 우편물 자동처리를 위한 우편영상 인식 시스템", *정보처리학회논문지*, Vol. 10 no. 4, pp. 429-442, 2003.
- [4] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams, R. J., "Learning Internal Representations by Error Propagation," *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1, Eds. D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, pp. 319-362, 1986
- [5] 김우태, 윤병식, 박인규, 진성일, "인쇄체 한글 문자인식을 위한 특징성능의 비교", *한국정보과학회논문지*, 제20권 제8호, pp. 1103-1110, 1993.
- [6] Lee, S. and Park, J., "Nonlinear shape normalization methods for the recognition of large-set handwritten characters," *Pattern Recognition*, Vol. 27, no. 7, pp. 895-902, 1994.
- [7] Srikantan, G., Lam, S. W., and Srihari, S. N., "Gradient-based contour encoding for

character recognition," *Pattern Recognition*, Vol. 29, pp. 1147-1160, 1996.

- [8] Theodoridis, S., and Kountroumbas, K., *Pattern Recognition*, 3rd ed., Elsevier, 2006.
- [9] Oja, E., *Subspace methods of pattern recognition*, Reseachch Studies LTD, 1983.
- [10] Gonzalez, R. C. and Woods, R.E., *Digital Image Processing*, 2nd ed. Prentice-Hall, 2002.



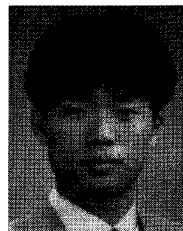
장 승 익 (Seung Ick Jang)

- e-mail: sijang@etri.re.kr
- 2000년 2월: 연세대학교 전산학과(이학사)
- 2002년 2월: 한국과학기술원 전산학과(공학석사)
- 2002년 3월 ~ 현재: 한국전자통신연구원 우정기술연구센터 연구원
- 관심분야 : 패턴인식, 문자인식, 영상처리, 기계학습 등



임 길 택 (Kil Taek Lim)

- e-mail: ktlim@gju.ac.kr
- 1993년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학사)
- 1995년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학석사)
- 1999년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학박사)
- 1999년 3월 ~ 2004년 2월: 한국전자통신연구원 우정기술연구센터 선임연구원
- 2004년 3월 ~ 현재: 경주대학교 컴퓨터멀티미디어 공학부 조교수
- 관심분야 : 패턴인식, 컴퓨터비전, 멀티미디어 신호 처리, 신경망 등



김 호 연 (Ho Yon Kim)

- e-mail : hoyon@etri.re.kr
- 1992년 2월: 연세대학교 전산학과(이학사)
- 1994년 2월: 한국과학기술원 전산학과(공학석사)
- 1999년 2월: 한국과학기술원 전산학과(공학박사)
- 1997년: 일본 NHK 放送技術研究所 방문 연구원
- 1999년: 독일 SIEMENS ElectroCom 방문연구원
- 1999년 3월 ~ 현재: 한국전자통신연구원 우정기술연구센터 자동구분처리연구팀장
- 관심분야 : 패턴인식, 문자인식, HMM, 영상처리, 신경망, 기계학습 등



정 선 화 (Seon Hwa Jeong)

- e-mail: sh-jeong@etri.re.kr
- 1996년 2월: 전남대학교 통계학과(이학사)
- 1998년 2월: 전남대학교 전산통계학과(이학석사)
- 2001년 2월: 전남대학교 전산통계학과(이학박사)
- 2001년 3월 ~ 현재: 한국전자통신연구원 우정기술연구센터 선임연구원
- 관심분야 : 패턴인식, 문자인식, 영상처리, 신경망 학습, 우정자동화 등