

은행 수납장표 자동인식을 위한 융합기반 필기 숫자 인식방법

전 효세, 소 영성

명지대학교 정보통신공학과 인공지능연구실

FUSION BASED RECOGNITION METHOD FOR HANDWRITTEN NUMERALS ON BANK SHEETS

HYO-SEI JEON, YOUNG-SUNG SOH

A.I.Lab., Dept. of Information and Communication Engineering, Myongji University

요약

지금까지 많은 필기 숫자 인식 방법들이 제안되었지만 고도의 신뢰도가 요구되는 은행 수납장표상의 숫자 인식에 적합한 방법은 아직 발표된 것이 미미한 실정이다. 본 연구에서는 세 개의 분류기의 결과를 융합하여 100%에 가까운 신뢰도를 낼 수 있는 필기숫자 인식 시스템을 제안하였다. Karhunen-Loeve Transform(KLT)를 통하여 특징을 추출하였으며 오류 역전파 신경망(BP), LVQ를 적용한 3D SOFM(SOFM-LVQ)과 Weighted Several Nearest Neighbor(WsNN)을 분류기로 사용하였다. 융합을 위해서는 다수결(Majority Voting)이 아닌 만장일치(Unanimous Voting)를 적용하여 신뢰도를 높였다. ETL-6 DB를 사용하여 실험하였으며 실험 결과 99.95%의 높은 신뢰도를 기록하였다.

1. 서론

필기 숫자인식은 은행의 수납장표 자동화 시스템, 우편번호 자동분류 시스템등 많은 응용 분야를 가지고 있다.

이들 대부분의 응용 분야들은 처리해야 하는 자료의 양이 방대하다는 특징을 가지고 있다. 현재 이들은 많은 부분 사람이 직접 키보드로 입력 작업을 하고 있으며 그로 인해 시간적, 경제적 측면에서 많은 비용이 소모되고 있다.

이러한 낭비를 줄이기 위해 자동화 시스템이 요구되고 있으며 가장 핵심이 되는 부분이 바로 필기 숫자 인식이다.

현재까지 많은 필기 숫자 인식방법이 연구되어 왔다. 이러한 인식 방법들은 크게 원형 정합을 이용한 방법, 확률통계적인 방법, 구조적 방법, 신경망을 이용한 방법 등으로 분류가 가능하다.¹⁾ 이러한 필기 숫자 인식 방법의 성능은 몇 가지 척도로 계량이 가능한데 인식율과 신뢰도가 그 것이다. 응용 분야에 따라 성능 척도가 달라질 수 있는데 본 연구에서 다루고자 하는 은행 수납장표상의 숫자인식에서는 신뢰도가 더욱 중요하다. 즉 0%에 가까운 오인식률로 100%에 가까운 신뢰도가 요구되고 있으나 대부분의 방법들이 이에 미치지 못하고 있다.

이에 본 연구에서는 기존에 나와있는 여러 방법들을 필기 숫자 인식에 적용하여 그 인식률 및 오인식률 등을 서로 비교하였으며 여러 기존의 방법들을 서로 융합하여 0%에 가까운 오인식률을 나타내는 시스템의 설계방법을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 관련 연구들을 살펴보고 3절에서는 새로운 방법을 제안하였다. 4절과 5절에서는 각각 실험 결과와 결론을 기술하였다.

2. 관련연구

지금까지 필기 숫자인식에 사용된 방법들을 보면 원형 정합을 이용한 방법, 확률통계적인 방법, 구조적 방법, 신경망을 이용한 방법, 또는 여러 방법을 융합한 방법 등으로 구분될 수 있다. 각 방법론별로 수많은 방법들이 제안되었으며 이는 여러 관련 문헌²⁾³⁾⁴⁾⁵⁾들에 소개가 되어 있다. 최근에 제안된 몇 개의 연구만 살펴보면 먼저, Reddy등⁶⁾은 3D MSOM과 LVQ를 결합한 신경망을 사용하였으며 오인식률을 줄이기 위해 신경망 훈련과정에서 필기체 샘플과 인쇄체 샘플을 혼합하여 사용하였다. 이 방법의 경우 오인식률이 많이 줄어든 반면 훈련 시간이 기존의 방법에 비해 4배 이상이 걸리는 단점이 있다. Hamamoto등⁷⁾은 4개의 Gabor filter를 이용하여 Gabor

feature를 생성하고 생성된 feature를 K-NN, BP등의 분류기의 입력으로 사용한 방법을 제안하였다. 이 방법은 기존의 특징 추출 방법에 비해 필기체 문자인식에 조금은 더 적합한 방법이 될 수 있겠으나 filter의 파라미터에 민감하며 최적의 파라미터를 구하기가 어려운 단점이 있다. Suen⁸⁾등은 여러 종류의 분류기를 사용하여 하나로 융합하는 방법의 하나로 BKS를 제안하였다. BKS란 훈련 샘플을 미리 분류기를 통과시켜 융합한 후 그 결과를 바탕으로 하여 새로운 테스트 샘플을 분류하는 방법으로 이 방법의 경우 분류기의 종류에 따라 결과가 달라지며 전반적으로 10%이상의 높은 기각률을 기록하였다.

3. 제안된 방법

본 연구에서는 여러 다양한 인식방법들 중에서 BP, SOFM-LVQ과 WSNN을 사용하였다. 전체 시스템 구성도는 그림 1과 같으며 각 부분의 기능은 다음과 같다.

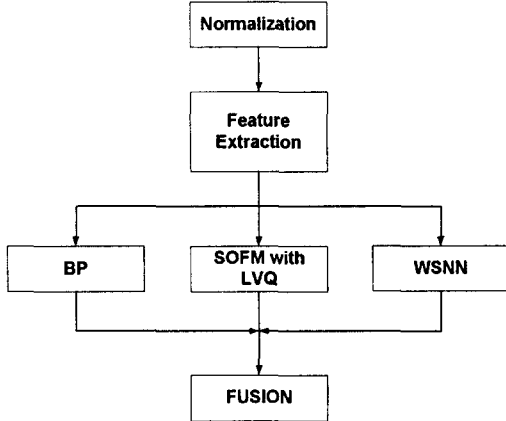


그림 1. 전체 시스템 흐름도

3-1. Normalization

입력된 숫자 영상을 정규화하는 과정으로 Garriss등이 제안한 방법을 사용하였다.(그림 2 참조)

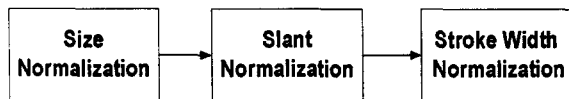


그림 2. Normalization 흐름도

Size Normalization은 입력 숫자 영상의 크기를 32×32로 정규화하는 과정이고 Slant Normalization은 영상내의 각 ROW를 수직 중심을 기준으로 좌·우로 움직여 기울어진 영상을 바로 교정하는 단계이다. Stroke Width Normalization은 숫자 패턴의 두께를 일정하게 조절하는 과정이다. 그림3과 4에 각각 정규화 이전 영상과 정규화 이후 영상이 나타나 있다.

3-2. Feature Extraction



그림 3. 정규화 이전 영상



그림 4. 정규화 이후 영상

특징 추출을 위한 방법으로 Grother가 제안한 KLT에 기반한 방법¹⁰⁾을 사용하는데 우선 학습 샘플들에 대해 KLT를 통하여 eigenvector를 구하고 가장 큰 64개를 주성분으로 선정한다. 다음 각각의 시험 샘플을 이 주성분에 투사시켜 특징을 추출한 후 이를 인식에 사용한다.

3-3. Classifier

본 연구에서는 BP와 Reddy등이 제안한 SOFM-LVQ⁶⁾, Blue등이 제안한 WSNN¹¹⁾을 사용하여 인식을 행하였다. BP는 기존에 많이 사용되는 신경망 알고리즘으로 본 연구에서는 1개의 은닉층을 갖는 형태의 BP를 채택하였으며 입력층 노드의 수를 c라 했을 경우 은닉층 노드의 수는 c/3로 하였다. SOFM-LVQ에서는 기존의 2D 대신 3D 형태의 SOFM이 사용되었으며 내부 학습 알고리즘은 기존의 SOFM알고리즘이 사용되었다.

SOFM수행 후 그 결과에 LVQ를 적용하여 인식결과를 refine시켰다. Weighted Several Nearest Neighbor (WSNN)은 K-NN(nearest Neighbor)의 변형으로 K-NN에서는 K가 고정되어 있지만 WSNN에서는 K가 가변인 형태이다. 즉 K-NN에서는 거리의 크기에 관계없이 무조건 K개를 취하지만 WSNN에서는 거리 크기에 고정된 문턱치를 두어 그 문턱치 안에 있는 개수에 대해서만 K-NN과 같이 처리하게 된다.

3-4. Fusion

본 연구에서는 융합의 방법으로 Unanimous Voting, 즉 만장일치의 방법을 사용하였다. 위에서 설명한 3개의 분류기를 거쳐 나오는 결과를 가지고 3개의 분류기 모두가 같은 결과를 갖는 경우 그 결과를 최종 결과 값으로 채택 하였으며 그렇지 못할 경우 기각을 시키는 방법을 사용하였다. 다수결을 사용하지 않은 이유는 시스템의 신뢰도를 높이기 위함이다.

4. 실험 결과.

본 연구에서는 ETL-6 DB를 사용하여 실험하였으며 각 숫자당 6000개의 학습 샘플과 숫자당 6000개의 시험 샘플을 사용하였다. 표 1에 세 개의 분류기 각각의 성능과 이들을 융합했을 때의 성능이 나타나 있다. 여기서 신뢰도는 (식 1)과 같이 구해진다.

$$\text{신뢰도} = \frac{\text{정인식률}}{\text{정인식률} + \text{오인식률}} \quad (\text{식 1})$$

세 개의 분류기 각각에는 기각을 사용하지 않았으며 FUSION의 경우 세 개의 분류결과가 만장일치가 안 되

는 경우 기각을 하였다.

	BP	SOFM	WSNN	FUSION
정인식률	98.96	98.65	99.19	97.00
오인식률	1.04	1.35	0.81	0.05
기각률	0.00	0.00	0.00	2.95
신뢰도	98.96	98.65	99.19	99.95

표 1. 각 분류기별 결과 비교

표 1을 통해 FUSION시의 결과가 어느 단독 분류기의 결과보다 우수함을 알 수 있다.

또한 이 FUSION의 결과가 얼마나 좋은지를 보기 위해 기존의 방법들과 비교하였으며 이를 표 2에 나타내었다.

여기서 사용한 방법은 모두 세 가지로 (방법 1)은 김영준등의 BP와 유전자 알고리즘을 결합한 형태의 분류기를 사용한 방법¹²⁾, (방법 2)는 Hamamoto등이 제안한 방법⁷⁾으로 Gabor Filter를 이용한 방법이다. (방법 3)은 Suen등⁸⁾이 사용한 방법으로 여러개의 분류기를 소위 Behavior Knowledge Space(BKS)를 이용하여 융합한 방법이다. (방법 1) 과 (방법 2)의 경우 같은 ETL DB를 사용하였으며 (방법 3)의 경우 다른 DB를 사용하였으나 융합 방법 등의 차이를 비교하기 위해 채택하였다.

또한 (방법 1)과 (방법 2)는 기각을 사용하지 않으므로 역시 신뢰도를 바탕으로 비교하였다.

	방법 1	방법 2	방법 3	제안된 방법
정인식률	99.60	97.66	82.09	97.00
오인식률	0.40	2.34	0.77	0.05
기각률	0.00	0.00	17.14	2.95
신뢰도	99.60	97.66	99.08	99.95

표 2. 기존의 연구 결과와의 비교

위의 결과에서 보는바와 같이 새로 제안된 방법이 기존의 방법에 비해 신뢰도가 한층 100%에 근접한 우수한 성능을 나타냄을 볼 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 KLT를 이용하여 특징을 추출하고 이를 BP, SOFM-LVQ와 WSNN의 세 분류기를 통해 인식을 행하며 그 결과를 융합하는 필기 숫자 인식 시스템을 제안 하였다. 기존 연구와의 비교를 통해 개개의 분류기를 사 하여 필기 숫자 인식을 행하는 것보다는 잘 선정된 여러 개의 분류기를 융합하여 인식하는 것이 보다 좋은 결과를 주는 것을 보였다. 신뢰도를 더욱 100%에 근접시킬 수 있는 분류기의 선정방법 및 융합 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고 문헌

1) 이성환, "오프라인 필기체 문자인식 기술의 현황", 한국정보과학회지, 제11권 제5호, 1993년 10월.

2) S.-W. Lee and J.-S. Park, "Performance Evaluation of Nonlinear Shape Normalization Methods for the recognition of Large-Set Handwritten Characters", Proc. 2nd Int. Conf. on Document Analysis and Recognition, Tsukuba Science City, Japan, Oct. 1993

3) 김찬우, 김병만, "은닉 마르코프 모델의 새로운 학습 알고리즘과 퍼지 방향코드를 이용한 온라인 한글인식", 인공지능연구회 춘계학술발표 논문집, 1996년 6월, pp31-38

4) 김기철, 김영식, 이성환, "오프라인 필기체 한글의 구조적 인식을 위한 획 정합 방법", 대한 전자공학회 논문지, 제 30권 B편 제6호, 1993년 6월. pp604-613

5) Michael D. Garris, Charles L. Wilson, "Neural Network-Based System for handprint OCR Applications", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.7, No.8, Aug. 1998

6) N.V.Subba Reddy, P.Nagabhushan, "A Three-Dimensional Neural Network Model for Unconstrained Handwritten Numeral Recognition : A New Approach", Pattern Recognition. Vol.31, No.5, 1998

7) Yoshohiko Hamamoto, Shunji Uchimura, "A Gabor Filter-Based Method for Recognizing Handwritten Numerals", Pattern Recognition Vol.31 No.4 1998

8) Y.S.Huang, C.Y.Suen, "A Method of Combining Multiple Experts for the Recognition of unconstrained Handwritten Numerals", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17 , No. 1, JAN. 1995

9) M.D.Garris, J.L.Blue, G.T.Candela, D.L.Dimmick, J.Geist, P.J.Grother, S.A.Janet, C.L.Wilson, "NIST Form-Based Handprint Recognition System", NIST Internal Report 5469 and CD-ROM, July 1994

10) P.J.Grother, "Karhunen Loeve Feature Extraction For Neural Handwritten Character Recognition", Application of Artificial Neural NetworkIII, Vol. 1709, pp. 155-166. SPIE, Orlando, April 1992

11) J.L.Blue, G.T.Candela, P.J.Grother, R.Chellappa, C.L.Wilson, "Evaluation of Pattern Classifiers for Finger and Ocr Applications", Pattern Recognition, Vol.27, No4, 1994

12) 김영준, 이성환, "유전자 알고리즘과 역전파 신경망의 결합을 통한 무제약 필기체 숫자의 오프라인 인식", 한국정보과학회 추계 학술 발표논문집, 제 20권 제 2호, 1993년 10월