모듈라 신경망을 이용한 자동차 번호판 문자인식

*박창석[0] *김병만 **이광호 ***최조천 *오득환
*금오공과대학교 일반대학원 소프트웨어공학과
**국립목포대학교 컴퓨터공학교육과
***목포해양대학교 해양전자통신공학부
*{icisl[0], bmkim, dhoh}@se.kumoh.ac.kr **klee@ai.mokpo.ac.kr ***choijo@mail.mmu.ac.kr

Character Recognition in Vehicle Number Plate using Modular Neural Network

*Chang Seok Park[0] *Byeong Man Kim **Kwang Ho Lee ***Jo Cheon Choi *Duk Hwan Oh
*Dept. of Software Engineering, kumoh National Institute of Technology
**Dept. of Computer Education, Mokpo National University
***Dept. of Marine Electronic & Communication Engineering, Mokpo National Maritime University

요 약

최근, 분류기 쪽에서는 모듈라 학습을 이용한 방법들에 대해서 상당한 관심이 모아지고 있다. 모듈라 학습 방법은 divide and conquer 개념에 바탕을 두고 있기 때문에 복잡한 문제에 대해서 학습 질 측면이나 학습 속도 면에서 단일 분류기에 비해 좋은 결과들을 나타내고 있다. 인공신경망을 이용한 분류 방법 쪽에서도 이러한 연구들이 이루어지고 있다. 본 논문에서는 번호판 인식을 위한 간단한 형태의 모듈라 신경망을 제안하고 이의 성능을 평가하였다. 실험 결과, 일반적인 차량 번호판의 영상에서 성공적인 결과를 보였으며, 잡음에 의한 훼손된 번호판도 좋은 인식 결과를 보였다. 또한 인식률 측면 뿐만 아니라 학습 속도 면에서도 상당한 이득이 있었다.

1. 서 론

국내의 자동차 번호판 문자 인식에 관한 연구는 크게 번호판 영역 추출 부분과 인식 부분으로 나눠져 연구되어 오고 있다. 번호판 영역 추출에서의 선행 연구들은 칼라 명암도 변화를 이용하여 번호판 영역을 추출하는 방법[1], 얻어진 영상에서 윤곽선을 추출해서 Edge부분의 밀집도를 이용한 방법[2], 번호판 정보를 가지고 레이블링하는 기법[3] 등이 있고, 인식에서 선행된 연구는 추출된 영역으로부터의 개별 문자를 신경망, 특히 ART2 모델을 이용한 방법이 대부분이다.

최근 분류기 쪽에서 모듈라 학습을 이용한 방법들에 대해서 상당한 관심이 모아지고 있다[4,5]. 모듈라 학습방법은 divide and conquer 개념에 바탕을 두고 있기 때문에 복잡한 문제에 대해서 학습 질 측면이나 학습 속도 면에서 단일 분류기에 비해 좋은 결과들을 나타내고 있다. 인공신경망을 이용한 분류 방법 쪽에서도 이러한 연구들[6,7,8,9]이 이루어지고 있다. 하지만, 국내의 번호판 인식분야에서는 모듈라 신경망을 이용한 연구 결과를 찾아보기 어려운 실정이다.

본 논문에서는 번호판 인식을 위한 간단한 형태의 모듈라 신경망을 제안하고 이의 성능을 평가하였다. 일반적으로 모듈라 학습은 크게 두 단계로 이루어지는데, 첫 단계는 문제를 작은 문제로 분할하는 단계이며, 두 번째 단계는 분할된 문제를 별도의 분류기를 사용하여 학습하고 각 분류기의 결과를 통합하여 최종 결정을 내리는 단계이다. 본 논문에서는 대상 패턴을 몇 개의 그룹으로 나누고 이들 각각을 다층퍼셉트론을 사용하여 학습하는 방법을 선택하였다. 다른 인공신경망 모델을 선택할 수도 있지만 다층퍼셉트론이 기본적인 인공신경망 모델이고 구현이 용이한 관계로 본 논문에서는 이 모델을 선택하였다.

본 논문의 2장에서는 번호판 인식을 위한 모듈라 신경망 구성방법에 대해 소개하고 3장에서는 실험을 통한 검증을 4장에서는 결론 및 향후 연구 과제에 대해서 다룬다.

2. 번호판 인식을 위한 모듈라 신경망

2.1 신경망의 구조

모듈라 신경망의 구조는 여러 가지 형태가 있을 수 있지만 본 논문에서는 그림 1과 같은 간단한 형태를 선택하였다.

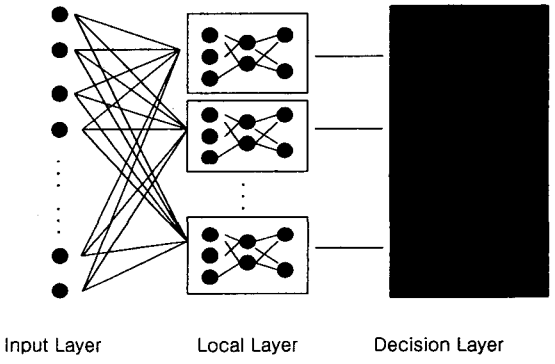

그림 1. 모듈라 다층퍼셉트론 신경망 구조

망의 구조는 세 계층 - 입력층, 국부층(Local Layer), 결정층(Decision Layer)으로 구성이 된다. 입력층은 획득 영상에서 전처리 과정을 통해 추출된 개별 문자의 특징 벡터가 입력되는

층이며, 국부층은 각 그룹의 패턴들을 학습 및 인식하는 층으로 패턴 그룹 수만큼의 다층퍼셉트론들로 구성되며, 각 다층퍼셉트론의 입력층 뉴런의 수는 특징벡터의 차원과 같으며 출력층의 뉴런의 수는 각 서브네트워크가 담당하는 학습패턴의 수와 같다. 즉, 각 서브네트워크의 입력층 뉴런의 수는 동일하지만 출력층 뉴런의 수는 다르다. 결정층은 국부층에서 인식된 결과를 종합하여 최종 결정을 내리는 층이다.

2.2 학습 및 인식

학습은 그림 2 처럼 국부층에 있는 모듈, 즉 서브네트워크별로 해당 학습데이터를 다층퍼셉트론을 통하여 학습한다. 학습방법은 기존의 다층퍼셉트론과 다를 바가 없다. 각 서브네트워크가 독립적으로 학습이 되기 때문에 재학습이 요구될 경우에는 해당 신경망만 재학습을 하면 된다.

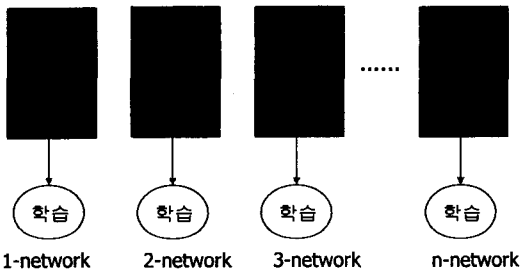

그림 2. 모듈라 신경망 학습 방법

패턴의 인식은 먼저 모든 서브네트워크에 동일한 테스트 데이터가 입력된다. 추출된 개별 문자 영역의 이미지가 특징 벡터로 만들어지고 모든 서브네트워크를 통해 입력된다. 그런 후 각 서브네트워크는 학습된 결과를 이용하여 각자의 결과를 출력하게 된다. 최종적으로 결정층에서 이들 결과를 종합하여 최종 인식 패턴을 결정하게 된다.

최종 인식 패턴 결정은 먼저 각 서브네트워크의 출력 뉴런 중에서 가장 큰 값들을 선택하고 이에 해당하는 패턴들의 표준 벡터들과 입력 패턴을 비교하여 가장 가까운 것으로 판단한다. 이처럼 각 서브네트워크에서 인식한 패턴들에 대해서 별도로 표준패턴과 비교하는 이유는 주어진 입력 패턴이 해당 서브네트워크에서는 최고의 출력값을 가질 지라도 다른 서브네트워크에서 인식한 패턴의 출력값 보다 작을 수가 있기 때문이다. 이는 학습시 각 서브네트워크들이 독립적으로 학습하는 데서 기인한다. 한마디로, 모듈라 신경망을 통해 입력 패턴과 유사한 후보 인식패턴을 골라내고 이 후보패턴에 대해서만 표준 패턴과 비교하는 방법을 사용한다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 데이터

신경망 학습을 위한 데이터는 Adobe Photoshop 6.0에서 차량번호와 가장 유사한 hygodic-extra 폰트를 조작해서 만든 크기 60×60 샘플 데이터 108개와 번호판 영상에서 추출한 106개를 사용하였으며, 차량 번호판으로부터 얻은 별도의 데이터 1196개를 실제 테스트 데이터로 사용하였다. 결정층에서 사용되는 표준 패턴은 학습 시에 사용한 데이터들의 중심벡터로 하였다. 즉, 한 패턴에 대해 여러 개의 학습 데이터가 존재하는데, 이때 이 패턴의 표준 패턴은 해당 학습 데이터의 중심으로 하였다. 그림 3에서 (a)는 조작해서 만든 샘플데이터의 한 예를, 그림 (b)는 본 실험에서 사용한 차량 이미지의 한 예를, (c)는 (b)로부터 번호판 영역을 추출한 그림이며, (d)는 (c)로부터 추출한 개별문자의 예를 보여주고 있다.

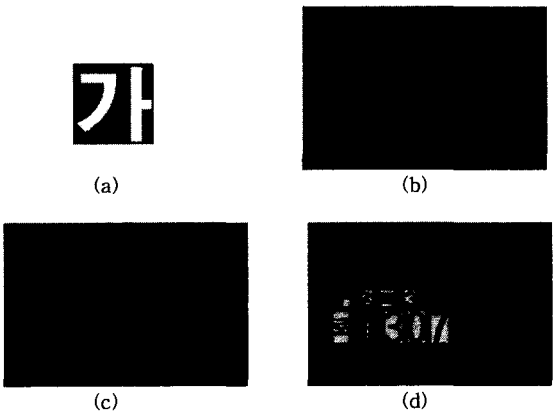

그림 3. 차량 영상에서의 번호판 추출 및 샘플데이터

3.2 특징벡터 추출

본 논문에서는 기존 칼라 명암도 변화를 이용하여 번호판 영역을 추출하는 방법[1]을 선택하여 번호판 영역을 추출하였다. 그리고 그림 3과 같은 과정을 통해 개별문자 및 특징벡터를 추출하였다. 일반적으로 패턴을 가장 잘 표현할 수 있는 특징을 추출하여 특징벡터를 만들어야 번호판 인식에서 좋은 인식률을 볼 수 있다[10]. 하지만 본 논문에서는 모듈라 신경망의 구성 방법에 초점을 두었기 때문에 특징벡터 추출에는 간단한 방법을 사용하였다.

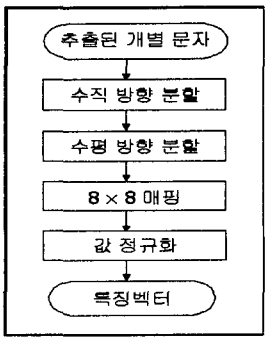

그림 4. 특징 벡터 추출 흐름도

본 논문에서 사용한 특징 벡터는 문자 영상을 이진화 한 후 1의 개수가 같도록 가변 그물눈을 생성한 후 각 블록 내에서의 1의 비율을 계산한 값을 사용하였다. 그물눈은 수평 방향으로 8분할하고 수직 방향으로 8분할하였다. 즉, 특징 벡터는 64차원(8×8)이며 각 차원은 0과 1 사이의 값을 갖는다.

3.3 패턴 분할에 따른 성능 비교

자동차 번호판에서 올 수 있는 패턴의 종류는 용도별 분류기

호 패턴 84개, 관할 관청 분류기호 중 중복되는 패턴을 제외한 패턴 14개와 숫자 10개를 포함하여 총 108개의 패턴이 있다. 본 신경망 구조는 전체 학습 패턴을 어떻게 분할하는 가에 따라 성능이 좌우되기 때문에 본 논문에서는 그룹의 수를 6~9개로 변화시키면서 실험을 하였다.

패턴 그룹핑 방법은 학습 데이터 중 hygodic-extra 폰트를 조작해서 만든 샘플 데이터 108개 (각, 패턴마다 하나씩)의 특징벡터를 구한 후 기존의 K-means 클러스터링알고리즘을 적용하였다. 학습 데이터로는 그룹핑 시에 사용했던 108개의 데이터를, 테스트 데이터는 위에서 설명한 전체 테스트 데이터 중 420개를 사용하였다. 그리고, 각 서브네트워크는 이득항 0.9, 모멘텀항 0.2로 실험하였다. 실험 결과 그룹 수 6, 7, 8, 9에 대해서 각각 76.1%, 64.9%, 76.1%, 74.4%의 인식률을 얻었다. 6개일 때와 8개일 때의 성능이 좋았는데 6개일 경우는 한 그룹에 많은 패턴들이 묶이는 현상이 있었다. 표 1은 그룹의 수를 8로 했을 경우의 패턴 분할의 형태를 보여 주고있다.

표 1. 패턴 그룹핑의 한 형태

그룹 1	노 소 구 수 느 스 2 3 5 6 7 9
그룹 2	하 강 경 광 남 산 원 인 전 천 0
그룹 3	파 루 후 북 울 충 1 4 8
그룹 4	나 누 두 무 부 우 주 추 쿠 투 푸
그룹 5	다 라 마 바 아 타 너 더 커 니 디 리 이 지 치 키 티
그룹 6	고 도 로 모 보 오 조 초 코 토 포 호 그 드 르 므 브 으 즈 츠 크 트 프 흐
그룹 7	가 사 자 차 카 거 서 기 시
그룹 8	러 머 버 어 저 처 터 퍼 허 미 비 피 히 대 제

3.4 비모듈라 신경망과의 비교

모듈라 신경망과 그렇지 않은 방법의 인식 성능을 비교하기 위해 위에서 설명한 전체 학습 데이터와 테스트 데이터를 갖고 실험하였다. 실험에 사용한 모듈라 네트워크는 앞에 기술한 8개의 그룹으로 구성된 것을 사용하였다. 각 다층퍼셉트론 학습 시 이득항은 0.9로, 모멘텀항은 0.2로 하였다.

테스트 방법은 재학습의 성능도 같이 평가하기 위해 전체 테스트 데이터를 한번에 테스트하지 않고 117개, 420개, 479개, 180개의 네 그룹으로 나누어 테스트하였다. 즉, 117개의 데이터를 테스트 한 후 오인식된 패턴을 재학습시키고 그 결과를 이용하여 420개의 데이터에 대해서 평가하는 식으로 진행하였다. 테스트 데이터를 나눈 기준은 특별한 이유가 없으며 단지 영상 획득 시기가 달라서 편의상 그렇게 나누었다.

표 2는 단일 다층퍼셉트론을 사용했을 경우의 성능이며, 표 3은 8개의 다층퍼셉트론으로 구성된 모듈라 신경망의 성능을 나타낸다. 표에서 보는 바와 같이 모듈라 신경망이 그렇지 않은 방법에 비해 문자인식에서 우수한 결과를 보였으며 훈련 반복횟수가 증가할 수록 좋은 인식률이 보였다.

표 2. 단일 신경망의 인식률

구분 / 훈련수	총 테스트 패턴 수	인식 패턴 수	인식 실패	재학습 패턴 수	인식률
1	117	82	35	35	70.0 %
2	420	288	132	41	68.6 %
3	479	317	162	52	66.1 %
최종테스트	180	131	49		72.8 %

표 3. 모듈라 신경망의 인식률

구분 / 훈련수	총 테스트 패턴 수	인식 패턴 수	인식 실패	재학습 패턴 수	인식률
1	117	89	28	28	76.1 %
2	420	347	73	23	82.6 %
3	479	447	32	14	93.3 %
최종테스트	180	177	3		98.3 %

4. 결론 및 향후과제

본 논문에서 획득된 차량 영상에서 개별 문자가 추출되고 특징 벡터를 구한 다음 문자 인식을 위해서 신경망 이용 시 모듈라 신경망을 통하여 인식하는 방법을 사용하였다. 이러한 방법을 통하여 일반적인 차량 번호판의 영상에서 성공적인 결과를 보였으며, 잡음에 의한 훼손된 번호판도 좋은 인식 결과를 보였다. 또한 인식률 측면뿐만 아니라 학습 속도 면에서도 상당한 이득이 있었다. 이러한 점은 실용적 측면에서 많은 도움이 되리라 생각된다.

차후, 클러스터링을 통한 모듈러 신경망을 구성 시 유사한 특징 벡터간의 그룹핑 뿐만이 아니라 유사하지 않은 특징 벡터간의 그룹핑을 했을 때의 결과 및 모듈라 신경망의 구조에 대한 연구가 필요하며 현재 사용하는 결정층의 최종 판단 방법을 달리하여 실험해 볼 필요도 있다. 또한, 현재는 간단한 전처리 과정만을 거쳤는데 보다 실용적인 시스템을 구축하기 위해서는 질이 좋지 않는 영상에서 개별문자를 추출하는 연구나 특징 추출에 대한 연구가 필요하다.

[참고 문헌]

[1] 서창진, 육창근, 강명호, 차의영 "자동차 번호판 영역에서의 문자추출과 신경회로망을 이용한 문자인식", 한국정보처리학회 춘계 학술발표 논문집, pp.1101-1104, 1997

[2] 이승우, 구건서, 남석우, 이기성, 오해석, "기울어진 자동차 영상으로부터의 자동차 번호 인식", 1995년 한국정보과학회 가을 학술발표 논문집 Vol.22, No.2 ,pp.463-466

[3] 제성관, 박재현, 차의영 "레이블링기법을 이용한 차량 일련번호 추출", 2000년 한국정보과학회 가을 학술발표논문집(II) 2000 pp.416-418 1226-2315

[4] Shailesh Kumar, Joydeep Ghosh, Melba M. Crawford "Hierarchical Fusion of Multiple Classifiers for Hyperspectral Data Analysis", Pattern Analysis & Applications Volume 5 Issue 2, pp 210-220, 2002

[5] Sushmita Mitra, Pabitra Mitra, Sankar K. Pal "Evolutionary Modular Design of Rough Knowledge-based Network using Fuzzy Attributes", Neurocomputing, Vol 36, pp45-66, 2001

[6] Ballard D. "Modular learning in neural networks" Proc AAAI-87, 1987; 279-284

[7] Happel BLM, Murre JMJ. "Design and evolution of modular neural network architectures." Neural Network 1994; 7: 6/7: 985-1004

[8] Ramamurti V, Chosh J. "Structurally adaptive modular networks for nonstationary environments" IEEE Trans Neural Network 1999; 10(1): 152-160

[9] Petridis V, Kehagias A. "Predictive Modular Neural Networks" Applications to Time Series. Kluwer Academic, Boston, 1998

[10] 이진배, "조명과 기울기에 강한 차량번호판 인식에 관한 연구" 숭실대학교 석사 학위논문, 1995, 6.