

영상 크기변화에 강인한 실시간 속도표지판 인식

황민철*, 고병철*, 남재열*
*계명대학교 컴퓨터공학과
e-mail: k1321a@kmu.ac.kr

Real time speed-limit sign recognition invariant to image scale

MinCheol Hwang*, ByoungChul Ko**, Jae-Yeal Nam*
*Department of Computer Engineering, Keimyung University

요 약

본 논문에서는 MB-LBP(Multi-scale Block Local Binary Patterns)와 공간피라미드를 이용하여 생성된 특징을 랜덤 포레스트(Random Forest) 분류기에 적용하여 영상내의 표지판 속도를 인식하는 알고리즘을 제안한다. 입력 영상에서 표지판 영역은 다양한 위치와 크기를 가지며 주위 배경이 후보 영역에 포함되므로 먼저 입력 영상에 원형 Hough Transform을 적용하여 원형의 표지판 후보 영역만을 검출한다. 그 후 영상의 화질을 향상시키기 위해 히스토그램 평활화와 모폴로지 연산을 적용하여 표지판의 숫자 영역과 배경 영역의 대비를 높이도록 한다. 표지판의 크기 변화에 강인한 시스템의 구현을 위해 후보 영역에서 LBP(Local Binary Patterns)보다 우수한 성능을 보이는 MB-LBP를 적용하고, 다양한 크기의 속도 표지판을 인식하기 위해 공간 피라미드를 사용하여 지역적 특징과 전역적 특징 모두를 추출하였다. 추출된 특징은 랜덤 포레스트(Random Forest)를 이용하여 각 9개의 속도 표지판으로 분류, 각 속도별 클래스에 대한 인식 성능을 측정하였다.

1. 서론

지능형 자동차 시스템에 대한 연구가 활발함 따라, 지능형 자동차의 핵심기술인 ADAS(Advanced Driver Assistance Systems) 연구 또한 관심을 받고 있다. 특히, 카메라를 이용한 표지판 인식 시스템은 내비게이션에서 제공하지 않는 동적인 환경에서의 속도 및 도로 정보를 실시간으로 제공할 수 있으므로 운전자의 안전 운전을 지원하기 위해 선행적으로 연구되어야 할 분야이다. 표지판은 기본적으로 (그림 1-a)에서 보는 바와 같이 붉은색이나 파란색 등 원색의 색상을 포함하도록 설계 되어 있다. 하지만 표지판이 주로 설치되는 외부 환경에서는 (그림 1-b)와 같이 기상, 조도에 따라 다양한 변화가 생기며 주변의 복잡한 배경 영역으로 인해 실제 환경에서 촬영된 영상으로부터 정확히 표지판 영역만을 검출하는 것은 쉽지 않다.

본 논문에서는 높은 인식 성능은 유지하면서 학습과 인식에 오랜 수행 시간이 필요한 CNN의 단점을 보완하기 위해, CNN 대신에 랜덤 포레스트(Random Forest) 분류기를 사용하였다. 먼저, (그림 2-a)에서 볼 수 있듯이 영상내의 다양한 크기와 위치를 가지는 표지판 영역만을 검출하여 효과적으로 인식 과정을 수행하기 위해 Hough Transform[3] 알고리즘을 적용한다. 본 논문에서 실험 데이터로 사용한 GTSRB 데이터 셋은 실제 환경에서 촬영된 영상으로 숫자-배경 영역의 대비가 낮거나 촬영 시의

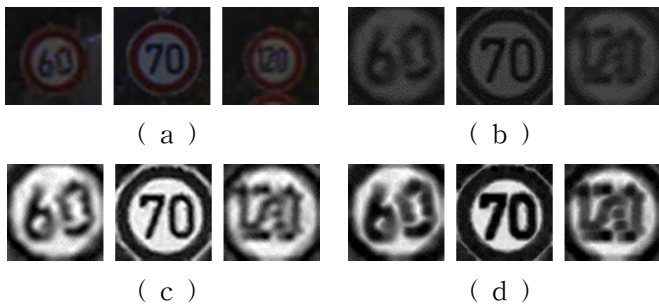
외부 요인으로 인해 영상이 선명하지 않아 인식 성능이 떨어진다는 문제점을 가진다. 이를 개선하기 위해 Hough Transform을 적용하여 검출한 표지판 후보 영역에서 히스토그램 스트래칭과 모폴로지 연산을 적용하는 전처리 과정을 통해 영상의 주요 특징을 강조한다. 전처리 과정이 완료된 표지판 영상에서 MB-LBP(Multi-block Local Binary Patterns)[4]와 공간 피라미드를 적용하여 특징을 추출하고 추출된 특징을 비-속도표지판 클래스를 포함한 9개의 클래스로 학습된 랜덤 포레스트에 적용하여 속도표지판을 분류한다.

2. 전처리

본 논문에서는 속도 표지판과 비-속도 표지판을 구분하고 배경 영역을 제외한 표지판 영역만을 얻기 위해 Hough Transform을 적용한다. (그림 2-b)는 입력 영상 (그림 2-a)에 대해 Hough Transform을 적용하여 주요 정보를 가진 영역만을 검출한 결과를 보여주고 있다.

하지만 검출된 영역은 (그림 2-b)와 같이 밝기 대비가 낮아 숫자영역이 뚜렷이 구분되지 못하는 경우가 발생된다. 따라서 숫자 영역의 인식률을 향상시키기 위해 먼저 히스토그램 평활화를 적용하여 (그림 2-c)와 같이 대비를 향상시키고 (그림 2-c)와 같이 숫자 영역의 굵김, 번짐과 같은 왜곡 현상을 개선하기 위해 모폴로지 침식 연산을 적용하였다. 모폴로지 침식 적용 결과 (그림 2

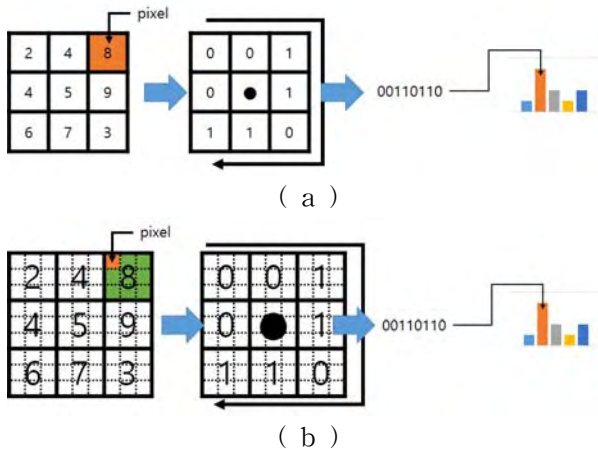
- d)와 같이 숫자 영역은 더 굵게 강조되고 동시에 경계면은 부드럽게 영상이 개선되는 효과를 얻을 수 있었다.



(그림 2) 입력 영상에 대한 전처리 (a) 실제 속도 표지판, (b) 분리된 표지판 영역, (c) 대비가 조정된 영상, (d)모폴로지를 적용한 영상

3. 특징 추출

기존의 LBP[4]의 특징 추출 방식은 (그림 3 - a)와 같이 가운데 픽셀을 중심으로 이웃 픽셀과의 픽셀 값을 비교하여 이진 패턴을 만들어 히스토그램으로 누적시키는 방식이다. 하지만 이러한 방식은 바로 이웃하는 픽셀만을 고려하기 때문에 지역적인 정보만을 포함한다는 단점을 가지고 있다. 또한 픽셀 값의 단순한 비교로 인하여 노이즈가 있을 경우 노이즈가 특징에 그대로 반영 되는 문제점도 지니고 있다.



(그림 3) LBP와 MB-LBP 특징 추출 과정 (a)LBP 추출 과정, (b) MB-LBP 추출 과정

반면 MB-LBP[5]는 (그림 3-b)와 같이 이웃 픽셀간의 비교가 아닌 블록으로 구성된 영역에서 중심 블록과 다른 블록의 평균값을 비교하여 이진 패턴을 생성하므로 LBP에 비해 노이즈의 영향을 적게 받는다는 장점이 있다. 또한 블록을 구성하는 픽셀의 개수에 따라 포함할 정보의 범위를 결정할 수 있다. 본 논문에서는 속도 표지판의 인식을 위한 특징으로 MB-LBP를 사용함으로써 속도 표지판의 크기 변화에 적은 영향을 받는 특징 벡터의 추출이 가능하다.

하지만 MB-LBP는 패턴 생성 시 하나의 방향만을 고

려하여 영상의 회전에 대해 취약하다는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 MB-LBP의 단점을 보완하고 회전에 보다 강건한 특징을 검출하기 위해 Yin 등[6]의 알고리즘을 적용하였다.

본 논문에서는 빠른 특징 추출을 위해, 8bit가 표현 가능한 256개의 패턴에 대해 최솟값을 조사하여, 사전에 총 35가지의 패턴을 lookup table을 정의 하였다. 따라서 새로운 이진 패턴이 입력되면 시프트 연산 없이 바로 lookup table을 참조하여 이진 패턴에 매칭 되는 10진수 값을 찾아내고 히스토그램의 해당 빈에 누적 한다.

제안하는 방법에 의해 MB-LBP는 회전에 강건할 뿐만 아니라 시프트 연산을 적용하지 않음으로 연산량을 줄이고 256차원에서 35차원으로 특징 차원을 줄일 수 있는 효과가 있다.

일반적으로 특징을 추출 할 때 영상을 균일한 패치 영역으로 나누어 각각의 패치 영역에서 특징을 추출 하여 패치들의 집합으로 구성되며 이 경우 지역적 특징의 집합으로 이루어진다. 하지만 지역적 정보만을 고려하는 경우 부분적으로 동일한 영역을 가지는 영상에서 분류 성능이 떨어진다는 문제점이 있다. 이러한 단점을 개선하기 위해 본 논문에서는 지역적인 특징과 함께 전역적인 특징도 고려할 수 있도록 공간 피라미드 특징을 구성한다.

공간 피라미드 특징은 (그림 6)과 같이 공간 피라미드 특징을 적용하여 1x1 전역적인 특징부터 4x4까지 지역적 특징 벡터를 얻는다. 이렇게 공간 피라미드를 적용한 특징은 전역적인 특징과 지역적인 특징 모두를 포함하게 되면 입력 영상의 크기에 덜 민감하고 견고한 분류 성능을 보일 수 있다.

4. 랜덤 포레스트를 이용한 속도 표지판 인식

본 논문에서는 전처리 과정과 공간피라미드를 이용한 MB-LBP로 추출한 특징으로 속도 표지판을 분류하기 위해 여러 이진 결정 트리의 앙상블 분류기인 랜덤 포레스트(Random forest) 분류기를 사용한다. 랜덤 포레스트 분류기는 높은 성능을 보이는 CNN 보다 적은 데이터로도 강건한 성능을 보이며, 훨씬 빠른 학습 시간과 분류시간을 가지는 장점이 있다.

랜덤포레스트 분류기에 8개의 속도 표지판과 1개의 비-속도표지판 클래스를 추가하여 총 15743개의 영상으로 구성된 9개의 클래스를 학습에 사용한다. 학습에 사용된 모든 영상은 2장에서 설명한 전처리를 적용하였으며 앞서 설명한 특징 추출 방식으로 생성된 특징을 입력 벡터로 랜덤 포레스트를 학습한다. 최종적으로 분류기는 모든 트리를 거친 데이터의 확률 분포를 종합하여 가장 높은 클래스로 분류 한다.

5. 실험 및 결과 분석

본 논문에서는 실험을 위한 데이터 셋으로 GTSRB 데이터 셋을 사용하였다. GTSRB (<http://benchmark.ini.ru>)

b.de/) 는 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) 2011에서 사용 된 공개된 교통 표지판 데이터베이스로, 속도 표지판을 포함하여 5만장 이상의 다양한 교통 표지판을 포함하고 있으며 이중 교통 표지판 클래스는 40가지 종류로 구성되어 있다. 본 논문에서 사용된 속도 표지판은 1)20, 2)30, 3) 50, 4)60, 5)70 6)80, 7)100, 8)120km/h의 8개의 속도 표지판을 사용하였으며 각 클래스는 200-2300개의 영상을 포함 한다. 또한 속도 표지판과 비-속도 표지판의 구분에 대한 성능을 평가하기 위해 비-속도 표지판 영상 2,452장을 사용하였다. 실험은 3.6Ghz i7프로세서, 16Gb 메모리 , Geforce GTX 760가 설치된 PC를 기반으로 수행되었다.

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 GTSRB에서 발표된 상위 알고리즘 4가지[1][2][8][9]와 제안된 알고리즘 그리고 사람과 비교하였다. 표 1의 결과는 기존에 발표된 논문들과의 precision을 비교한 것으로 표에서 보는 것과 같이 제안하는 방법이 CNN기반의 방법에 비해 약 1~1%의 성능이 떨어지는 것을 알 수 있다. 하지만, 기존의 방법은 연산량이 많은 CNN을 사용했으므로 1장을 분류하기 위해 평균 2~3초가 소요된 반면, 제안하는 알고리즘에서는 0.0008초가 소요되어 실시간 처리에 보다 적합함을 알 수 있다.

(표 1) Man vs. computer에서 발표된 상위 5의 성능

Human Performance [8]	Committee of CNNs[1]	Multi-Scale CNNs[2]	Random Forests (propose)	Random Forests[9]	LDA on HOG 2[8]
97.63%	99.47%	98.61%	97.31%	95.95%	95.37%

5. 결론

본 논문에서는 검출된 표지판 영상에서 다양한 크기와 위치를 가지는 속도 표지판 영역을 Hough Transform을 이용해 최대한 배경 영역을 제거하도록 하고, 히스토그램 평활화와 모폴로지 연산을 통해 영상의 화질을 향상시켰다. 이러한 전처리 과정을 적용하여 특징 추출 시 외부 환경의 영향을 최소화 하였다.

실험을 통해 본 논문에서 제안 하는 알고리즘이 빠른 시간 안에 우수한 인식성능을 보여 줌을 알 수 있었다. 향후, 성능이 떨어지는 일부 속도 표지판 클래스에 대해 좀 더 많은 데이터를 추가하고 알고리즘을 개선하여 CNN기반 방법보다 향상된 성능을 낼 수 있도록 연구를 지속하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부·한국산업기술진흥원 지정 계명대학교 전자화자동차부품지역혁신센터(B0008866)의 지원에 의한 것입니다.

참고문헌

[1] Dan Cireşan “Multi-column deep neural network for traffic sign classification” Neural Networks vol. 32, pp.

333-338

[2] Pierre Sermanet “Traffic sign recognition with multi-scale Convolutional Networks” International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) 2011 pp. 2809 - 2813

[3] Miguel Ángel García-Garrido “Fast Road Sign Detection Using Hough Transform for Assisted Driving of Road Vehicles” Computer Aided Systems Theory - EUROCAST 2005

[4] Timo Ahonen “Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition” Pattern Analysis and Machine Intelligence vol. 28, pp. 2037 - 2041

[5] Shengcai Liao “Learning Multi-scale Block Local Binary Patterns for Face Recognition” Advances in Biometrics, 2007, pp. 828-837

[6] Shouyi Yin “Fast Traffic Sign Recognition with a Rotation Invariant Binary Pattern Based Feature” Sensors 2015, vol. 15(1), pp. 2161-2180

[7] Leo Breiman “Random forests,” Mach. Learn., vol. 45, no. 1, pp. 5-32

[8] Johannes Stallkamp “Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition” Neural Networks vol. 32, pp. 323-332

[9] Fatin Zaklouta “Traffic sign classification using K-d trees and Random Forests” International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) 2011 pp. 2151 - 2155