

Block-DCT를 이용한 속도 제한 표지판 실시간 인식 알고리즘의 설계

준회원 한 승 화*, 정회원 조 한 민*, 김 광 수**, 황 선 영*

Design of a Real-time Algorithm Using Block-DCT for the Recognition of Speed Limit Signs

Seung-Wha Han* *Associate Member*, Han-Min Cho*, Kwang-Soo Kim** *Regular Members*,
Sun-Young Hwang*^o *Lifelong Member*

요 약

본 논문에서 지능형 안전 자동차 시스템을 위해 연산량을 줄인 속도 제한 표지판 실시간 인식 방법을 제안한다. 제안된 방법은 관심영역의 전체 픽셀 정보를 특징으로 사용한 기존 방법의 큰 연산량을 줄이기 위해 적은 수의 DCT 계수를 선택하고, 격자구조로 분할된 영상에 대해 Block-DCT를 이용하여 산술 연산을 효과적으로 줄였다. 제안된 알고리즘은 연산량을 줄이기 위해 제안된 상관계수와 분산을 이용한 판별식에 따라 DCT 계수를 선택하고 이를 선형 판별법과 Mahalanobis Distance를 이용하여 속도 제한 표지판을 인식한다. 인식 성능을 높이기 위해 연속 프레임의 누적 분류 결과를 사용한다. 실험 결과 연속된 프레임에 대하여 100.0 %의 인식률을 보이며 기존 방식 대비 곱셈 연산량은 69.3 %, 덧셈은 67.9 % 감소를 확인할 수 있었다.

Key Words : ASV, TSR, Speed Limit Signs, Block-DCT, Intelligent Vehicle

ABSTRACT

This paper proposes a real-time algorithm for speed limit sign recognition for advanced safety vehicle system. The proposed algorithm uses Block-DCT in extracting features from a given ROI(Region Of Interest) instead of using entire pixel values as in previous works. The proposed algorithm chooses parts of the DCT coefficients according to the proposed discriminant factor, uses correlation coefficients and variances among ROIs from training samples to reduce amount of arithmetic operations without performance degradation in classification process. The algorithm recognizes the speed limit signs using the information obtained during training process by calculating LDA and Mahalanobis Distance. To increase the hit rate of recognition, it uses accumulated classification results computed for a sequence of frames. Experimental results show that the hit rate of recognition for sequential frames reaches up to 100 %. When compared with previous works, numbers of multiply and add operations are reduced by 69.3 % and 67.9 %, respectively. Start after striking space key 2 times.

※ 본 연구는 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 지원에 의해 수행되었습니다. (#2011-0005093).

* 서강대학교 전자공학과 CAD & ES 연구실(hwang@sogang.ac.kr), (° : 교신저자)

** 서강대학교 전자공학과 Semiconductor Device 연구실(kimks@sogang.ac.kr)

논문번호 : KICS2011-10-467, 접수일자 : 2011년 10월 15일, 최종논문접수일자 : 2011년 12월 2일

I. 서 론

광범위한 범위의 전자·정보·통신 기술 기반 시스템이 적용된 지능형 자동차는 운전의 안전과 편의성을 강조하는 소비자의 요구 및 정부의 각종 안전규제 강화에 따라 그 시장이 급격히 팽창하고 있다^[1]. 특히, 운전자의 안전을 목적으로 하는 지능형 안전 자동차는 운전자의 노령화에 따른 그 수요의 증가 및 자율주행 기술, 제어기술 등 관련 기술의 발달로 주목의 대상이 되고 있다^[2]. 지능형 안전자동차의 안전시스템은 스스로 차량 주변 환경을 인식하여 운전자에게 안전한 주행에 필요한 정보를 제공하여 운전자의 안전을 추구하며^[3], 시스템이 제공하는 정보 중 높은 비율을 차지하고 있는 시각적 정보를 제공하는 컴퓨터 비전 시스템의 중요성이 커지고 있다^[2]. 컴퓨터 비전이 접목된 안전 시스템은 카메라 센서로 측정된 차량 주변 정보를 종합 처리하며, 차선이탈 경보, 차간 거리 유지 경보, 보행자 경보, 주차 보조 시스템, 교통 표지판 인식 등 다양한 어플리케이션을 포함한다^[2]. 이들 중 도로 교통 특성상 간과할 수 없는 교통 표지판 인식은 그 중요성에도 불구하고 다른 기술에 비하여 많은 발전이 이루어지지 않았다^[4]. 속도 제한 표지판 인식 기술과 밀접한 관계를 갖는 전체 교통사고 중 과속에 의한 사고 수는 2009년 422 건으로 기준 전체 교통사고 231,962 건의 0.2 %에 불과하지만, 그 사망자 수는 전체 사망자 수의 2.8 %를 차지하며 사고 발생 건 당 사망자 비율이 38.6 %로 전체 교통사고 건 당 사망자 비율 2.5 %에 비하여 매우 높고 부상자 대비 사망자 비율 역시 26.0 %로 전체 평균 1.6 %에 비해 매우 높다^[5].

기존 연구 결과 속도 표지판 인식 기술은 다른 표지판 인식 기술에 비하여 상대적으로 낮은 90 % 초반의 인식률을 갖는다^[4]. 이는 속도 제한 표지판이 다른 표지판에 비하여 크기가 작고 속도 제한 표지판 간에 형태가 비슷한 내용을 갖고 있어 발생하는 문제이다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 확률 분포를 누적하여 인식률을 높인 연속 프레임 기반의 속도 제한 표지판 인식 방법이 제안되었다^[6]. 동영상의 연속 프레임을 사용할 경우, 단일 프레임의 인식률이 상대적으로 낮더라도 연속된 프레임의 인식 결과를 누적 활용하여 인식률을 높인다. 연속 프레임을 활용할 경우 인식률이 높아지는 반면, 프레임을 누적 처리하여 속도 제한 표지판 분류에 요구되는 총 연산량이 증가하므로 중복될 수 있는 연산의 최적화가 필요하다. 기존의 단일 프레임 연산에서 픽셀 정보를 분류과정의 특징

으로 사용하는 선형판별법(LDA: Linear Discriminant Analysis)을 이용한 인식 방법^[6]은 속도 제한 표지판의 고유한 픽셀 정보를 모두 활용할 수 있는 장점이 있으나, 연산량이 큰 단점이 있어 연속 프레임을 기반으로 하는 속도 제한 표지판 인식 방법에 적용하기 어렵다. 임베디드 환경인 지능형 안전 자동차 시스템에 적용하기 위해서 높은 인식률을 유지하면서 낮은 시스템 파워에 적합하게 연산량을 줄이는 연구가 필요하다. DCT(Discrete Cosine Transform)계수를 선택적으로 활용하여 연속 프레임 영상에 적용한 방식^[7]은 선형판별법과 유사한 성능을 갖고 연산량을 줄였으나, 아직까지 DCT에서 요구되는 연산이 많고 DCT 계수를 선택하기 위한 판별 기준이 단순하여 불명확한 단점이 있다.

본 논문에서는 학습 샘플 간의 상관관계와 분산을 활용하여 DCT 계수를 효과적으로 선택하는 판별 기준과 격자구조의 Block-DCT의 사용을 통하여 높은 인식 성능을 유지하면서도 효과적으로 연산량을 줄인 속도 제한 표지판 인식 알고리즘을 제안한다. 동영상의 단일 프레임 영상에서 검출된 관심 영역에 대한 전처리 과정을 거친 후 표지판을 분류한다. DCT의 연산량을 감소시키기 위해 Block-DCT를 이용하여 연산을 분산 처리한다. 분류 과정에서 연산량을 줄이기 위해 최소의 DCT 계수 선택을 위한 판별 요소와 기준을 결정하고 사용하며, 단일 프레임의 인식 결과를 연속적으로 누적하여 확률 기반의 속도 제한 표지판 인식을 수행한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 표지판 인식에 대한 배경과 관련된 연구를 기술하고, 3절에서는 제안하는 속도 제한 표지판 인식 방법을 보인다. 4절에서는 제안된 속도 제한 표지판 인식 알고리즘의 연산량과 인식률에 대한 실험 결과를 제시하며, 마지막으로 5절에서 결론 및 추후과제를 제시한다.

II. 관련연구

1987년 Akatsuka와 Imai^[8]가 최초로 운전자의 안전을 위하여 특정한 표지판을 인식할 수 있는 방안을 제시하였고 표지판의 지속성을 기반으로 표지판 인식의 효율성을 증대해 나갔다. 일반적으로 컴퓨터 비전 기반의 실시간 교통 표지판 인식 기술은 검출(Detection), 분류(Classification), 추적(Tracking)의 3가지 기술로 나뉜다. 검출 기술은 카메라 센서를 통하여 시스템에 입력으로 제공된 영상에서 교통 표지판으로 추정되는 관심 영역을 검출한다. 분류 기술은 검

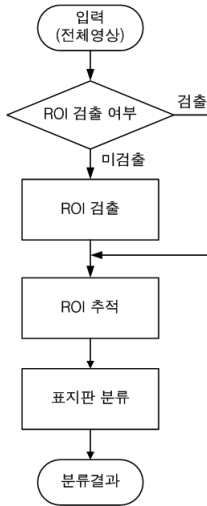


그림 1. 일반적인 교통 표지판 인식 과정

출된 관심 영역(ROI : Region of Interest)에 대하여 다중 분류를 수행하여 특성에 따라 표지판을 분류한다. 마지막으로 추적기술은 연속 프레임에서 기존에 검출된 관심 영역을 토대로 현재의 관심 영역을 추적해 나간다. 검출기술은 표지판의 외형이나 색상을 이용하는 다양한 방법이 제시되고 있으며, 추적 기술은 칼만 필터 등 다양한 필터를 활용하는 방법들이 제시되고 있다. 분류 기술은 다중 차원 분류에 활용되는 특징 선택과 분류기 알고리즘의 종류가 매우 다양함에도 불구하고, 검출 및 추적 기술에 비하여 처리 속도가 느리고 분류 성능이 떨어지므로 이를 보완하기 위한 연구가 필요하다. 그림 1은 일반적인 교통 표지판 인식과정의 개요를 보인다.

2.1 검출기술

특정한 색상과 형태로 설계되어 있는 교통 표지판의 관심 영역 검출을 위하여 색상 정보를 이용하거나 외형을 활용하는 두 가지 방법이 제시되고 있다. 색상 분할 검출 방법은 교통 표지판의 색상 정보를 활용하는 가장 대표적인 방법으로 입력 영상의 색상 모델 특징을 활용한다. 가장 직관적인 방법은 RGB 색상 공간을 활용하는 방법^[9]이지만, 빛의 밝기(Illumination) 변화에 민감한 단점이 있어 RGB 색상 공간을 HSV, YCbCr, LUV 등의 다른 색상 공간으로 변형하여 검출하는 방법이 제안되었다. 교통 표지판 검출 기술은 입력 영상 전체 부분에 대하여 관심 영역을 추출하기 때문에 최초 연산량이 크다^[8]. 변환을 위한 추가적인 연산이 필요한 색상 변환 방법은 연산량을 줄이기 위하여 복잡한 변환식을 사용하는 대신, LUT에 변환 결

과 값을 미리 저장하여 활용한다. 반면, 색상 공간의 단점을 극복하기 위하여 표지판의 외형 특징을 활용하는 방법으로 허프 변환(Hough-Transform)^[10]이 제안되었다. 허프 변환은 원형과 사각형, 직선을 추출할 수 있도록 변형되어 높은 성능을 보이나, 전체 영상에 대하여 수행될 경우 실시간 처리가 어려운 단점이 있다. 색상과 외형 이외의 특성을 적용한 검출 방법으로 Viola-Jones 검출기를 적용한 방법^[4], 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)^[11]을 이용한 방법, 빠른 방사 대칭 알고리즘(Fast Radial Symmetry)^[12]를 이용한 방법 등이 제안되었다.

2.2 분류기술

검출기술로 선택된 ROI들의 외형과 기호를 분류하는 교통 표지판 분류 기술은 후보들의 특징 정보를 추출하기 위한 특징 선택 방법과 선택된 특징을 이용한 분류 방법으로 구성된다. 검출기술은 분류에 사용되는 특징과 분류방법의 선택에 따라서 성능과 연산량의 변화 폭이 넓기 때문에 어플리케이션에 최적화된 특징과 분류기 선택이 중요하다.

검출기술과 마찬가지로 특징 선출 과정에서도 교통 표지판이 갖는 특정한 색상과 외형정보를 활용하여 특징을 추출하는 방법이 제안되었다. 이 방법들은 선택한 특징에 대하여 픽셀 값을 사용하거나 히스토그램^[13], 웨이블릿 변환 값^[14]을 사용한다. 픽셀 값을 활용하는 방법^{[11],[14],[15]}은 영상의 변환 없이 바로 픽셀 정보를 활용할 수 있는 장점이 있으나 특징의 개수가 많고 연산량이 큰 단점이 있다. 특징의 개수를 줄이고 성능을 보완하기 위하여 DCT^[15], FFT(Fast Fourier Transform)^[12]을 사용하여 주파수 특성을 활용하는 방법이 제안되었으나 변환 과정에서의 연산량이 증가하거나 기존의 픽셀정보가 유실되는 단점이 있다. 그 외에도 Gabor 필터^[4], Haar 웨이블릿 필터^[12], HOG^[16], 기울기 크기^[10] 등을 활용한 방법이 있다. 선택된 특징을 이용하는 분류 기술은 일반적으로 패턴 인식에서 사용되는 다양한 분류 방법이 사용된다. 선형판별법^[6], 템플릿 매칭을 사용한 기법^[6], Support Vector Machine을 이용한 기법^[7]과 이들의 다양한 변형 방법들이 제안되었다. 가장 일반적인 신경회로망(Neural Network)을 이용한 방법^{[11],[13],[14]}의 경우, 그 변형으로 Back-propagation 신경회로망^[12], Kohonem 신경회로망^[18] 등을 표지판 인식에 적용하는 방법이 제안되었다. 또한 성능을 개선하기 위하여 단일 분류기를 형성하지 않고 약한 분류기를 이용하는 Adaboost^[4]를 이용한 방법 등이 제안되었다.

2.3 추적기술

단일 프레임 영상만을 이용하는 검출 방법은 검출 정확도가 낮고 연속 프레임 영상을 활용할 경우 검출에 필요한 연산을 반복적으로 수행해야 하는 한계가 있다. 자동차 주행 특성상 프레임이 지나갈수록 표지판은 운전자에게 가까워지며 검출 및 분류 확률이 높아지므로 연속프레임에 대한 표지판 검출 과정의 연산량을 줄일 수 있는 추적 기술이 반드시 적용되어야 한다. 표지판 추적은 검출된 관심 영역의 다음 프레임에서 크기와 형태 특성이 변화할 것을 예측하여, 이전 프레임에서 검출된 관심 영역의 특성과 비교하는 방법을 활용한다. 가장 일반적인 칼만 필터를 사용한 추적 방법^[19]은 알고리즘이 단순하고 연산량이 작으나, 비선형적인 움직임에 대하여 강인하지 못한 단점이 있다. 이를 극복하기 위하여 파티클 필터^[20]를 이용한 방법이 제시되었다. 순차적인 몬테카를로 방법을 사용하는 파티클 필터 기반 추적 방법은 칼만 필터보다 효과적이나 연산량이 증가하는 단점이 있다.

III. 제안된 속도 제한 표지판 분류 알고리즘

본 절에서는 검출된 ROI에 대해 제안된 속도 제한 표지판 분류 방법을 설명한다. 그림 2는 관심 영역으로부터 속도 제한 표지판 분류를 수행하는 전 과정을 나타낸다. 제안된 속도 제한 표지판 분류 방법은 검출 과정에서 검출된 ROI를 선명하도록 처리하는 전처리

과정을 수행한다. DCT 계수를 선별하여 연산량과 성능에 최적화된 특징을 추출하고 이에 따라 결과를 분류한다. 이들 단일 프레임에 대한 결과를 누적한 연속 프레임의 분류 결과를 생성하여 속도 제한 표지판을 분류한다.

3.1 제안된 전처리 과정

검출된 단일 프레임 영상은 카메라 센서의 촬영 환경에 따라서 밝기 정보가 다르기 때문에 이를 바로 특징 추출 과정에서 사용하기 어렵다. 일반적으로 촬영 환경에 대해 강건한 영상을 만들기 위하여 전처리 과정을 활용한다. 검출된 관심 영역의 크기는 카메라 센서의 촬영 시점의 표지판과 차량 간 거리에 따라 변한다. 일반적으로 영상의 크기를 보정할 때에는 최근접 이웃 보간법(Nearest Neighbor Interpolation), 쌍 일차 보간법(Bilinear Interpolation)이나 쌍 이차 보간법(Bicubic Interpolation)을 사용한다. 최근접 이웃 보간법은 가장 빠르지만 연속 톤을 가진 영상에 부적합하다. 쌍 이차 보간법은 정확하지만 연산량이 많고 쌍 일차 보간법은 두 보간법의 중간정도의 성능과 연산량을 보인다. 본 논문에서는 정확도를 높이기 위하여 쌍 이차 보간법을 사용하여 검출된 관심 영역의 크기를 정규화 한다. 표지판의 숫자에 해당하는 영역만을 남기기 위하여 정규화 된 영상에서 Cropping을 수행한다. Cropping은 표지판의 전경에 속하는 숫자 내용을 배경과 분리시켜 분류 성능을 향상시킨다. Cropping으로 픽셀 데이터 수를 감소시키면 차후 전처리 및 분류과정에서 선택되는 특징의 개수가 줄어들어 연산량이 감소한다. 검출된 단일 프레임 영상을 히스토그램으로 변환하면 주위의 광원, 날씨, 장애물 등의 환경조건에 따라 밝기 분포의 편차를 보인다. 이 특성은 쌍 이차 보간법을 통하여 정규화한 영상에도 계승되며, 정규화 과정에서 발생하는 색상 특성변화와 결합되어 분류 성능을 낮춘다. 그림 3은 날씨조건에 따라서 촬영된 속도 표지판의 히스토그램 특성과 속도 표지판의 크기를 정규화 및 Cropping 하였을 때의 히스토그램을 나타낸다. 그림 3(a)는 각각 다른 환경에서 검출된 60kmh 속도 표지판이며, 그림 3(b)는 이들의 히스토그램을 나타낸다. 그림 3(c)는 그림 3(a)의 크기를 정규화한 결과이며, 그림 3(d)는 그림 3(c)의 히스토그램 특성을 나타낸다. 연산량을 감소시키기 위하여 컬러 영상을 8-Bit gray 영상으로 변환한 후 선명화를 수행한다. 환경 조건에 따라 영상의 특성이 변화할 경우 분류기의 성능이 감소하게 되므로 이를 극복하기 위하여 White Balance 조정과 Contrast 확장

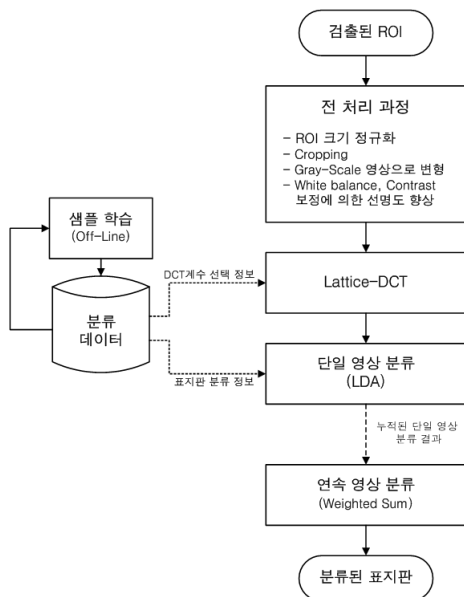


그림 2. 제안된 속도 제한 표지판 분류 방법의 전체과정

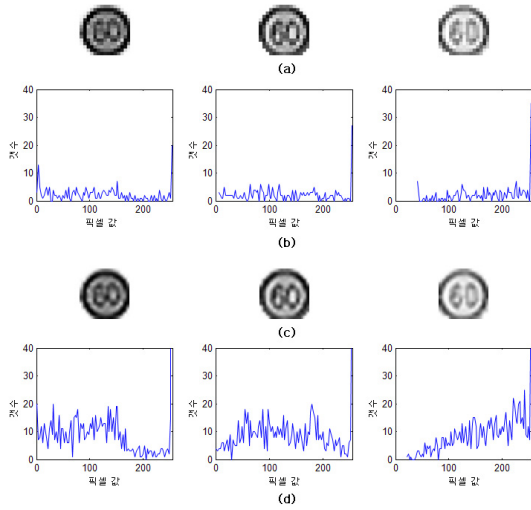


그림 3. 속도제한 표지판의 히스토그램 특성. (a) 다른 조건에서 측정된 속도 표지판 영상, (b) (a)의 히스토그램, (c)쌍이차 보간의 결과 영상, (d) 이에 대한 히스토그램

을 이용한 선명화를 수행한다. 선명화는 식 (1)과 같이 수행된다.

$$I_{new}(x,y) = \frac{(I_{pre}(x,y) - I_{min}) \times 255}{I_{max} - I_{min}} \quad (1)$$

$I_{new}(x,y)$ 는 선명화 과정의 결과 변화된 좌표 (x,y) 의 픽셀 값, $I_{pre}(x,y)$ 는 선명화 이전의 좌표 (x,y) 의 픽셀 값, I_{max} 는 선명화 이전의 픽셀 값 중 최대값, I_{min} 은 선명화 이전의 픽셀 값 중 최소값이다. 속도 표지판의 배경과 속도 표지내용은 각각 흰색과 검은색으로 고정되어 있기 때문에 검출된 ROI에서 이들의 값이 각각 최대, 최소 픽셀 값으로 선명화 과정의 기준 값이 된다.

3.2 제안된 DCT의 연산량 감소를 위한 방법

특징의 추출을 위하여 영상을 변환하는 경우 변환 과정의 연산이 추가적으로 요구된다. 연속 프레임을 사용한 실시간 처리를 가능하게 하기 위해서는 변환 과정의 연산으로 인한 오버헤드를 감소시켜야 한다. 본 절에서는 특징 수 감소를 위한 DCT 활용 방법과 DCT의 사용으로 인한 연산 오버헤드를 줄이기 위한 방법을 제안한다.

3.2.1 연산량을 줄이기 위한 격자구조 Block-DCT

전처리 과정을 통하여 변형된 입력 영상의 크기가 모두 동일하므로 DCT 연산은 입력영상의 크기에 따

라 고정된 수만큼 수행된다. Cropping된 크기의 입력 영상에 대하여 DCT 연산을 수행할 경우 연산에 요구되는 픽셀 정보는 각각 한 개의 행과 열 전체 픽셀 정보에 해당하며 다음 식 (2), 식 (3)과 같은 연산량을 요구하게 된다.

$$N_{Multiply} = 2 \times \left(\frac{N_{1D_pixel}}{2} \right)^2 \quad (2)$$

$$N_{Add} = 2 \times \left(\frac{N_{1D_pixel}}{2} \right)^2 + N_{1D_pixel} \quad (3)$$

N_{1D_pixel} 은 영상의 가로 혹은 세로 픽셀 수를 의미하며, 영상의 크기가 증가할수록 연산량은 자승으로 증가하며, 연산량을 줄이기 위해서는 N_{1D_pixel} 을 감소시켜야 한다. 입력영상에 대하여 Block-DCT를 수행할 경우 Macro-Block 크기의 행, 열에 해당하는 픽셀 정보만으로 DCT 연산을 수행하게 되어 N_{1D_pixel} 이 감소하여 연산량이 감소하게 된다. Macro-Block은 2^n 의 크기를 갖도록 설정하고 Chen의 Fast-DCT 방법에서 사용된 버터플라이 방식을 활용하여 연산량을 크게 줄일 수 있다. 그림 4는 4-bit 영상데이터를 입력으로 갖는 1-D Block-DCT의 버터플라이 구조를 보인다. 그림 4에서 검은 원은 연산 없음, 하얀 원은 덧셈 연산, -1은 부호변경, Cn은 해당하는 Cosine 계수와 곱셈 연산을 의미한다. 부호 변경의 경우 덧셈 연산을 뺄셈 연산으로 대체하므로 연산량이 증가하지 않는다. 작은 크기의 Block-DCT를 사용할 경우 연산량이 줄어들며 하드웨어로 구성할 때에 복잡도와 면적이 감소하는 장점이 있다. 제안된 알고리즘은 입력 영상을 격자 구조로 분할하여 격자 구조 각각을 의미하는 Macro-Block에 해당하는 픽셀 값이 Block-DCT 연산에 사용되며 Macro-Block 간의 DCT 변환 값은 서로 연관성이 없어진다. 그림 5는 격자 구조 분할 방식의

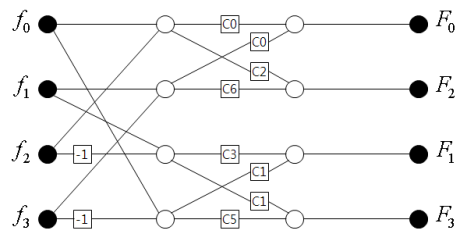


그림 4. 4-bit 영상데이터를 입력으로 갖는 1-D Block-DCT의 버터플라이 구조

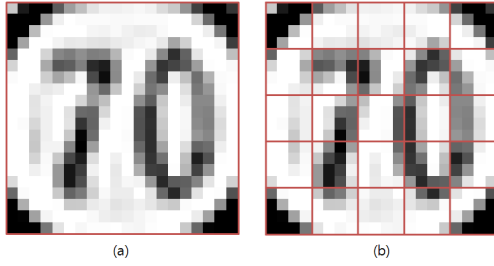


그림 5. 격자 구조 분할 방식의 예시. (a) 기존 방식, (b) 격자 구조 방식

예를 보인다. 격자 구조의 분할 방법은 숫자 분류 알고리즘에서 널리 활용되며^[23] 그 성능이 증명되었다. 속도 표지판 역시 큰 의미의 숫자 인식 방식 중 한 가지 집합이므로 격자 구조 분할 방법이 적용 가능하다. 격자 구조 분할 방법을 사용할 경우 Macro-Block 간에 상관성이 없으므로 그림 4와 같이 DCT를 위한 하드웨어를 구성할 경우 파이프라인 구조로 만들기 용이하며 널리 쓰이고 있는 GPGPU (General-Purpose computing on Graphics Processing Units)를 사용할 경우 병렬 연산이 가능하여 연산속도를 증대할 수 있는 장점이 있다. 입력된 ROI에 대하여 격자구조 Block-DCT를 수행할 경우 Macro-Block 크기의 행, 열에 해당하는 픽셀 정보만으로 DCT 연산을 수행하게 된다. 다음 식 (4)와 식 (5)는 각각 변화한 곱셈, 덧셈 연산량을 나타낸다.

$$N_{Multiply} = 2n \times \left(\frac{N_{1D_pixel}}{2n} \right)^2 \quad (4)$$

$$N_{Add} = 2n \times \left(\frac{N_{1D_pixel}}{2n} \right)^2 + \frac{N_{1D_pixel}}{n} \quad (5)$$

n 은 Macro-Block의 개수를 의미하며 n 이 커질수록 Macro-Block의 크기는 작아진다. 식(4), 식(5)에 따라 n 이 작을수록 곱셈과 덧셈의 연산량이 줄어들며 하드웨어로 구성할 경우 복잡도와 면적이 감소한다. 격자구조에 대하여 Block-DCT를 수행할 경우 변환 결과 값이 전체 ROI에 대한 기존 방식의 변환 결과값보다 양자화 간격이 성기기 때문에 분류 성능이 낮아진다. 만약 입력되는 ROI들의 중심 위치가 다를 경우 격자화의 한계로 인하여 DCT 변환 후 Macro-Block 별로 차이가 발생하므로 검출 단계에서 ROI를 정확히 찾아 중심을 고정시켜야 한다. 이를 보완하기 위하여 3.2.2절에서 제안된 특징 선택 방법을 이용하여 분류

성능을 기존 방식 수준으로 향상시키고 연산량을 줄인다.

3.2.2 제안된 알고리즘의 DCT 계수 선택 방법

전 처리 과정의 결과 정규화 및 선명화 된 영상을 속도 표지에 따라 분류하기 위한 특징의 선택이 필요하다. 일반적으로 특징의 차원이 증가할수록 분류기의 성능이 증가하지만, 대부분의 학습 알고리즘에서 연산의 복잡도와 메모리 요구치는 입력되는 특징의 차원수와 비례하므로, 의미 없는 차원을 줄여 비용을 절감해야 한다^[21]. 예를 들어, 4x4 block의 gray 단일 픽셀에 대하여 Chen의 버터플라이를 적용한 방식^[22]으로 2-D DCT를 수행할 경우 각 행, 열에 대하여 3.2.1절의 그림 4에 따라 곱셈, 덧셈이 각 8회씩 요구된다. Block-DCT의 연산량을 줄이기 위해서는 각 Macro-Block의 DCT 계수의 선택 수를 줄여 1-D DCT의 수행 횟수를 감소시켜야 한다. DCT 계수는 기저 벡터(Basis Vector)가 고정되어 있고 일반적인 Gray영상에서 특징을 선택 하였을 때 보다 비교적 적은 수의 특징으로 영상을 표현할 수 있으므로 DCT 계수를 분류 과정의 특징으로 사용하여 특징의 차원을 줄일 수 있다. 분류에 가장 큰 영향을 미치는 의미 있는 DCT 계수의 선택은 분류 성능을 유지하면서 차원을 줄이기 위해 중요하다. DCT 계수 선택 과정은 학습 과정에서 수행되며 학습 과정에서 선택된 DCT 계수의 정보를 분류 과정에서 활용한다.

본 논문에서는 각 DCT 계수 중 동일 클래스의 샘플에서 표준편차가 작고, 다른 클래스의 샘플과의 표준편차가 큰 계수를 선택한다. 표준편차를 고려함과 동시에 샘플의 변화 양상을 고려하기 위하여 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 이용한 상관분석 방법^[24]을 이용한다. 피어슨 상관 계수는 두 변수간의 관련성을 구하기 위하여 보편적으로 활용되며 식 (6)과 같다.

$$r_{Pearson}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)(Y_i - \mu_Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_X)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu_Y)^2}} \quad (6)$$

X, Y 는 상관관계를 확인하려는 두 대상, μ_x 와 μ_y 는 두 대상의 평균값, n 은 두 대상의 변수 개수를 의미한다. 피어슨 상관계수는 -1에서 1까지의 값을 가지며 계수가 음수일 경우 음의 방향 선형관계, 양수일 경우 양의 방향 선형관계를 의미하며, -0.1부터 0.1까

지의 값을 갖는 경우 선형관계가 없음을 나타낸다. 제안된 방법은 특징을 선택할 수 없는 선형판별법과 달리 전체 계수 중 일부만을 선택하여 특징의 개수를 최적화 할 수 있으며, 학습을 위한 샘플의 변화 양상을 고려하여 환경변화에 강건하며 의미 있는 특징을 선택할 수 있다. 식 (7)~(9)은 판별 방법을 정의한다.

$$r_{within,c}(i,j) = \sum_{x,y=1}^{N,N} r(I_c(i,j), I_c(x,y)) \quad (7)$$

$$r_{between,c}(i,j) = \sum_{k=1}^{N_c} r(I_c(i,j), I_k(i,j)) \quad (8)$$

$$DF_c(i,j) = \alpha \frac{|r_{within,c}(i,j)|}{|r_{between,c}(i,j)|} + (1-\alpha) \frac{Std_{between,c}(i,j)}{Std_{within,c}(i,j)} \quad (9)$$

c 는 클래스, (i,j) 는 샘플의 행/열 좌표를 의미하며, $I_c(i,j)$ 는 c 클래스의 (i,j) 좌표의 DCT 계수를 의미한다. 식 (7)의 $r_{within,c}(i,j)$ 는 해당 클래스 및 좌표에 해당하는 샘플과 동일한 클래스에 속하는 다른 좌표의 샘플간의 피어슨 상관계수의 평균을 의미한다. 식 (8)의 $r_{between,c}(i,j)$ 는 각기 다른 클래스에 속하는 해당 좌표 샘플 값들 간의 피어슨 상관계수의 평균을 의미한다. 식 (9)는 판별식으로 α 는 비교상수, $Std_{between,c}(i,j)$ 는 해당 좌표의 샘플과 다른 클래스의 픽셀 간의 표준편차를 의미하며 $Std_{within,c}(i,j)$ 는 해당 좌표의 샘플과 동일 클래스 c 의 다른 픽셀들 사이의 표준편차를 의미한다. 각 계수별로 클래스간의 판별요소의 값의 순위를 연산하여, 클래스 별로 상위의 계수를 선택하고 이들을 다시 중첩하여 1-D DCT 계수로 활용한다. 식 (9)에서는 상관관계가 크고 작은 정도를 확인하기 위하여 피어슨 상관계수의 절대 값을 활용한다. 비례상수 α 는 상관관계의 영향과 표준편차의 영향을 선형적으로 조절하며 실험적으로 구한다. 선택된 계수 좌표에 해당하는 영상의 DCT 변환 값을 구하기 위하여, 2-D DCT 연산은 1-D DCT로 행렬을 나누어 수행하는 행렬-분해형(Row-Column Decomposition) 방법을 사용한다. 이를 적용할 경우, 선택된 DCT 계수만을 구할 때 행 또는 열의 순서와 상관없이 1-D DCT를 수행할 수 있으므로 DCT 계수의 선택에 따라 연산량을 줄일 수 있다. 그림 6은 DCT 계수에 따라 선별적으로 1-D DCT를 적용한 예시를 보인다. 그림 6(a)에 따라 각 픽셀을 입력으로 행 방향 1-D DCT가 수행될 때, 그림 6(c)의 선택된 계수를 얻기 위해 요구되는 픽

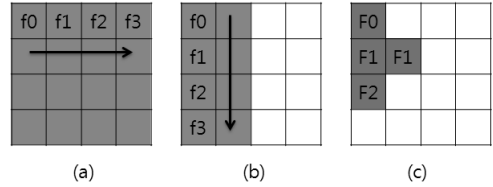


그림 6. 선택된 DCT 계수에 대해 행렬-분해형 방법을 사용한 DCT 연산의 예. (a) 행(row) 방향 1-D DCT에 사용되는 계수, (b) 열(column) 방향 1-D DCT에 사용되는 계수, (c) 선택된 DCT 계수선자 구조 분할 방식의 예시. (a) 기존 방식, (b) 격자 구조 방식

셀의 값이 그림 6(b)과 같이 행 별로 두 개이므로 그림 4에서 보인 DCT 연산을 모두 수행하지 않고 연산 과정에서 필요한 두 픽셀의 해당 연산만 수행한다. 열 방향 1-D DCT를 수행 할 경우도 행 방향 1-D DCT를 수행할 경우와 동일하게 그림 6(c)의 선택된 DCT 계수를 얻기 위해 필요한 픽셀에 대해서만 연산을 수행하여 연산량이 줄어든다.

3.3 속도 제한 표지판 분류

전처리 과정과 제안된 방법으로 DCT 변환된 단일 프레임 영상의 값을 분류하고, 연속 프레임에서 이를 누적하여 최종적으로 인식을 수행한다. 실시간 처리를 가능하게 하기 위하여 선형 판별법(Linear Discriminant Analysis)^[6]을 학습에 활용하여 분류 과정의 연산량을 줄인다. 단일 프레임의 분류 성능이 낮더라도 적절한 기준으로 선택된 연속된 프레임의 결과를 종합하여 성능을 보장한다. 제안된 DCT 계수 선택법에 따라 선택된 표지판의 특징은 선형 판별법을 통해 분류하려는 각 클래스의 수로 차원이 줄어들어 분류가 쉬워진다. 충분한 숫자의 샘플은 선형 판별법을 통해 변형하여 학습에 적용하면 클래스별로 군집화된 단일 가우시안 분포 모델로 가정할 수 있다. 선형 판별의 학습 결과에 의해 변형된 단일 프레임 영상의 선별적 DCT 결과는 선형 판별법을 통하여 군집화 된 각 클래스와의 Mahalanobis Distance를 측정하여 분류된다. 식 (10)은 Mahalanobis Distance를 보인다.

$$Dist_c = \sqrt{(f - M_c) \Sigma_c^{-1} (f - M_c)^T} \quad (10)$$

c 는 클래스를 의미하며, f 는 선형 판별법에 의하여 변환된 DCT 계수의 (클래스의 수-1)차원 벡터, M_c 는 f 와 동일하게 변환된 평균의 벡터, Σ_c^{-1} 은 선형 판별법으로 학습된 DCT의 계수들의 공분산행렬의 역행렬이다. Mahalanobis Distance는 입력 샘플과 클래스 간

의 단순 거리와 함께 표준편차와 상관계수를 동시에 고려하기 때문에, 군집분석에 유리하다^[21]. 입력된 샘플과 각각 클래스간의 Mahalanobis Distance를 연산하여 가장 가까운 클래스로 분류한다. 단일 프레임을 대상으로 얻은 결과를 연속적으로 누적하여 속도 제한 표지판을 최종적으로 분류한다. 식 (11)은 N_{sample} 개의 입력의 클래스에 대한 분류 확률을 표현한다.

$$P_c = \frac{\sum_{k=1}^{N_{sample}} w(k)A_c(k)}{N_{sample}} \quad (11)$$

$$where, A_c(k) = \begin{cases} 1 & \text{when } \operatorname{argmin}_c(Dist_c(k)) \\ 0 & \text{o/w} \end{cases}$$

$A_c(k)$ 는 k 번째 샘플의 Mahalanobis Distance가 클래스 c 에 대하여 최소일 경우에만 1을 갖는다. $w(k)$ 는 단일 입력되는 프레임간의 크기 차이에 따라 실험적으로 주어지는 가중치이다. 이를 N_{sample} 개의 샘플에 대하여 누적한 후 식 (12)로 최종 분류한다. 누적할 프레임의 개수는 실험적으로 선정하며, 한 프레임씩 슬라이딩하며 누적을 반복한다.

$$C_{final} = \operatorname{argmax}_c P_c \quad (12)$$

IV. 실험결과

제안된 속도 표지판 인식 시스템은 Matlab®과 OpenCV 2.1 라이브러리를 이용한 Visual C++으로 구현하였다. 학습 및 분류에 사용된 샘플은 국내 일반 국도 및 고속도로, 시가지에서 촬영한 30fps 속도의 640x480 해상도 영상에서 추출하였다. 속도 표지판에 해당하는 최소 11x11 픽셀 크기로부터 최대 30x30 픽셀 크기까지의 관심 영역을 원본 동영상에서 프레임 별로 추출하였다. 학습에 사용된 영상은 동일한 방식으로 추출된 관심 영역 중 15x15 픽셀 크기로부터 30x30 픽셀 크기 위주로 선택되었으며, 20km/h 로부터 110km/h 까지 총 10개의 클래스로 구분하여 실험을 수행하였다. 각 클래스의 학습에 사용된 샘플 수는 클래스 당 200 개씩 총 2,000 개이며, 분류의 실험에 사용된 테스트 샘플은 클래스 당 100 개씩 1,000 개가 사용되었다. 시스템에 최초 입력되는 관심 영역은 32x32 크기로 정규화, 그레이 레벨 변환, 20x20크기로 Cropping 후 마지막으로 선명도 향상 과정을 거친

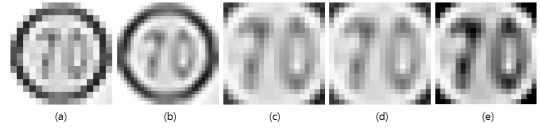


그림 7. 전처리과정의 예시. (a) 16x16 해상도 원본 영상, (b) 30x30 해상도 정규화 결과, (c) 20x20 해상도 Cropping 결과, (d) 그레이 레벨 변환 결과, (e) 선명도 향상 결과

다. 그림 7은 전처리 과정의 예를 보인다. 전처리 과정을 거친 영상을 참고문헌의 선형 판별법^[6], DCT를 이용한 방법^[7] 두 가지와 제안된 방법으로 분류하고 인식률을 비교한다. 20x20 영상을 서로 겹치지 않는 25개의 격자구조로 분할한 후 각 Macro-Block 별로 4x4 Block-DCT를 적용하여 실험을 수행하였다.

표 1과 2는 저해상도와 고해상도 속도 제한 표지판 영상에 대해 제안된 방법과 기존 방법의 인식률을 비교를 보인다. 특징 선택 과정에서 기존 DCT를 이용한 방식^[7]은 18개의 행/열의 범위에서 상위 60개의 특징을 선택하였으며, 제안된 방법은 행/열을 고려하지 않고, 20x20 픽셀 범위에 대하여 격자구조에 관계없이 제안된 판별식에 대한 결과값을 기준으로 상위 60개의 DCT 계수를 선택하였다. 단일 프레임에 대하여 제안된 방식은 DCT를 이용하여 특징을 변환시키며, 특징의 선택 수를 제한하므로 원래의 전체 영상을 활용하는 선형 판별법을 이용한 기존 분류 방식보다 인식률이 감소하게 된다. 격자구조로 영상을 분할한 후 DCT 변환을 수행하므로 원본영상에 대한 DCT 변환 결과보다 정보량이 줄어들기 때문에 DCT를 이용한 기존의 방식보다 인식률이 감소한다. 정보량 감소에

표 1. 저해상도 (15x15 미만) 속도 제한 표지판 영상의 기존 방식과 제안된 방식의 인식률 비교

| 판별방법 속도 [km/h] | 선형 판별법 [%] (1) | DCT 방법 [%] (2) | 제안된 방법 [%] (3) | (1), (2)의 차이 | (1), (3)의 차이 |
|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|--------------|--------------|
| 20 | 76.0 | 70.0 | 74.0 | -6.0 | -2.0 |
| 30 | 88.0 | 96.0 | 84.0 | 8.0 | -4.0 |
| 40 | 86.0 | 76.0 | 80.0 | -10.0 | -6.0 |
| 50 | 78.0 | 66.0 | 72.0 | -12.0 | -6.0 |
| 60 | 70.0 | 64.0 | 68.0 | -6.0 | -2.0 |
| 70 | 90.0 | 80.0 | 94.0 | -10.0 | 4.0 |
| 80 | 82.0 | 78.0 | 62.0 | -4.0 | -20.0 |
| 90 | 92.0 | 94.0 | 92.0 | 2.0 | 0.0 |
| 100 | 88.0 | 90.0 | 96.0 | 2.0 | 8.0 |
| 110 | 86.0 | 82.0 | 84.0 | -4.0 | -2.0 |
| 평균 | 83.6 | 79.6 | 80.6 | -4.0 | -3.0 |

표 2. 고해상도 (15x15 이상) 속도 제한 표지판 영상의 기존 방식과 제안된 방식의 인식률 비교

| 판별방법 속도 [km/h] | 선형 판별법 (1) | DCT 방법 (2) | 제안된 방법 (3) | 인식률 차이 | |
|-------------------|------------------|------------------|------------------|---------------------|---------------------|
| | | | | (1), (2) 의 차이 | (1), (3) 의 차이 |
| 20 | 88.0 | 78.0 | 84.0 | -10.0 | -4.0 |
| 30 | 96.0 | 96.0 | 96.0 | 0.0 | 0.0 |
| 40 | 94.0 | 88.0 | 92.0 | -6.0 | -2.0 |
| 50 | 90.0 | 78.0 | 98.0 | -12.0 | 8.0 |
| 60 | 88.0 | 74.0 | 84.0 | -14.0 | -4.0 |
| 70 | 100.0 | 100.0 | 100.0 | 0.0 | 0.0 |
| 80 | 80.0 | 92.0 | 72.0 | 12.0 | -8.0 |
| 90 | 98.0 | 96.0 | 98.0 | -2.0 | 0.0 |
| 100 | 100.0 | 96.0 | 98.0 | -4.0 | -2.0 |
| 110 | 94.0 | 86.0 | 88.0 | -8.0 | -6.0 |
| 평균 | 92.8 | 88.4 | 91.8 | -4.4 | -1.8 |

의한 인식률 저하는 연속 프레임에 이용한 인식으로 보상이 되며, 단일 프레임의 인식률은 큰 의미가 없다. 실험 결과 단일 프레임의 경우 인식률이 저해상도에서 선형판별법에 대하여 평균 4. %, 기존 DCT를 사용한 방법에 대하여 평균 3.0 % 감소하고, 고해상도에서 각각 평균 4.4 %, 1.8 % 감소한다. 70 km/h의 경우 외형적 특징이 다른 클래스와 차별화되어 저해상도 영역에서 인식률이 향상 되었다. 저해상도 영역에서 50 km/h, 60 km/h, 그리고 80 km/h의 경우 그 외형적 특징이 서로 유사하여 인식률이 낮은 편이다. 80 km/h의 경우 인식률이 상대적으로 낮는데 이는 이전에 설명한 바와 같이 외형적 특징이 유사하여 50 km/h와 60 km/h로 오인되는 경우가 많고 격자구조 Block-DCT를 사용하는 과정에서 숫자의 전체적 경향을 사용하지 못하며 양자화 간격이 성기기 때문이다. 80 km/h의 낮은 성능은 연속 프레임의 사용과 다른 속도의 정확도 향상에 의하여 해소된다.

표 3은 단일 프레임의 분류 결과를 연속 프레임에 대하여 확장하였을 경우에 대한 인식률을 나타낸다. 연속 프레임에 대하여 적용한 결과, 6 프레임을 누적할 경우 저해상도와 고해상도에서 각각 96.8 %, 98.8 %의 인식률을 보였으며, 누적 프레임이 증가할수록 인식률이 높아져 9 프레임에 누적한 결과 100.0 %의 인식률을 보인다. 모수가 크기가 클수록 표지판의 정교분포를 근사적으로 따르기 때문에 사용되는 연속 프레임의 누적수가 커질수록 인식률이 보장된다. 이는 단일 프레임에 대해 낮은 인식률을 연속프레임의 사용을 통하여 보상할 수 있음을 보여주며, 저해상도

표 3. 속도 표지판의 누적 프레임에 대한 인식률

| 연속 프레임 속도 [km/h] | 3 | | 6 | | 9 | |
|---------------------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 저해상도 | 고해상도 | 저해상도 | 고해상도 | 저해상도 | 고해상도 |
| 20 | 90.0 | 92.0 | 94.0 | 98.0 | 100.0 | 100.0 |
| 30 | 96.0 | 100.0 | 98.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 40 | 96.0 | 100.0 | 98.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 50 | 90.0 | 98.0 | 96.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 60 | 88.0 | 94.0 | 96.0 | 96.0 | 100.0 | 100.0 |
| 70 | 98.0 | 98.0 | 91.0 | 96.0 | 100.0 | 100.0 |
| 80 | 86.0 | 90.0 | 92.0 | 94.0 | 100.0 | 100.0 |
| 90 | 98.0 | 98.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 100 | 98.0 | 98.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 110 | 94.0 | 96.0 | 98.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 |
| 평균 | 93.2 | 96.2 | 96.8 | 98.8 | 100.0 | 100.0 |

에서도 높은 인식률은 원거리에서 촬영되는 15x15 픽셀크기 이하의 표지판의 인식이 가능함을 보인다. 단, 누적 프레임 수가 늘어날수록 인식 결과가 운전자에게 전달되는 시간이 늦어지고, 자동차의 속도 변화에 따라 누적되는 단일 입력 프레임 영상의 크기와 인식률이 달라지므로, 자동차의 속도에 따라 누적되는 프레임 수가 변경되고 합산시의 가중치가 달라야 한다.

표 4는 기존 DCT 방법들과 제안된 방법의 곱셈/덧셈 연산량과 연산 시간의 비교를 보인다. 제안된 특징 선택 방법에 의하여 상위 60개의 DCT 계수를 선택하였으며, Macro-Block들을 모은 20개의 행/열에서 14개의 행/17개의 열이 선택되었으며 격자구조의 25개 Macro-Block 중 5개 Block이 연산을 수행하지 않는다. 제안된 Block-DCT를 적용한 알고리즘은 기존 LDA를 수행한 것 보다 곱셈은 최대 69.3 %, 덧셈은 최대 67.9 %의 연산량 감소를 보인다. 행-열 선택적 DCT에 대해서는 곱셈은 최대 27.5 %, 덧셈은 최대 49.4 %의 연산량을 감소시킨다. 제안된 방법은 기존 방법들에 대하여 각각 55.8%, 29.6% 연산 시간이 감

표 4. 기존 DCT 방법과 제안된 방법의 연산량 비교

| 알고리즘 비교대상 | 선형 판별법 [1] | DCT 방법 [2] | 제안된 방법 [3] | 감소량 [%] | |
|--------------|------------------|---------------|------------------|-------------|-------------|
| | | | | [1]과 [3] | [2]와 [3] |
| 곱셈연산 [회] | 4000 | 1656 | 1200 | 69.3 | 27.5 |
| 덧셈연산 [회] | 3990 | 2463 | 1246 | 67.9 | 49.4 |
| 연산시간 [ms] | 17.5 | 10.9 | 7.7 | 55.8 | 29.6 |

소되었다. 연산량에 비하여 연산시간의 감소 정도가 낮은 이유는 연산의 제어와 메모리 접근에 대한 지연 시간이 추가되기 때문이다. 기존 방법은 전체 픽셀에 대하여 DCT 계수를 모두 사용하였으나, 제안된 방법은 선택 기준을 제시하여 DCT계수의 수를 제한하였고, 격자구조로 Block-DCT를 수행하여 곱셈/덧셈 연산을 최소화 하였다. 특징의 차원을 줄임으로써 전체 분류 시스템의 연산량을 감소시켜 실시간 처리가 가능하도록 한다.

V. 결 론

본 논문에서는 격자 구조의 Block-DCT와 효과적인 DCT 계수 선택을 통하여 연산량을 줄인 속도 제한 표지판의 인식 방법을 제시하였다. 제안된 알고리즘은 640x480 해상도와 30fps 속도를 갖는 연속 프레임 영상의 관심영역을 전 처리한 후 특징을 추출한다. 적은 연산량에 최적화된 특징 추출을 위하여 DCT 계수의 선택 기준을 제시하였으며, 격자 구조 Block-DCT 방법의 적용을 제안하여 연산과정을 최소화하였다. 제안된 알고리즘을 실제 교통 환경에서 촬영한 2,000 개의 학습을 위한 샘플과 1,000 개의 실험용 샘플을 이용하여 확인한 결과 단일 프레임 영상에 대하여 분류 성공률이 평균 85.8 %로 기존 방식의 인식률을 유지하였으며, 연속 프레임 영상에 대하여 최대 100.0 %로 기존 방식보다 높은 인식률을 보인다. 제안된 알고리즘은 실시간 처리를 위한 임베디드 시스템에 적합하도록 기존 방식보다 연산량을 줄이면서도 인식률은 유지되며, 연속 프레임 영상을 활용하여 원거리의 저해상도 표지판에 대한 인식이 가능하다. 원거리의 표지판의 인식을 통하여 운전자에게 더 빠르고 정확하게 제한 속도를 경고할 수 있는 환경을 제공한다. 추후 과제로 제안된 분류 알고리즘에 적합하도록 관심 영역 검출 및 추적 알고리즘이 개선된 실시간 처리가 가능하고 임베디드 환경에 적합한 전체 인식 시스템에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] 전형호, 문종덕, 박종만, 우창화, “지능형 자동차 분야의 지식경제부 연구개발 지원현황,” *한국자동차공학회 오토저널*, 제 32권, 제 7호, pp.64-69, 2010년 11월.
 [2] 이기용, 송광열, 이준웅, “컴퓨터비전과 지능형 안전자동차,” *한국멀티미디어학회지*, 제 14권, 1

호, pp.42-49, 2010년 3월.
 [3] 양인범, 정도현, “지능형자동차의 기술 로드맵과 연구개발 방향,” *한국자동차공학회 심포지엄*, pp.74-93, 2005년 8월.
 [4] X. Baro, S. Escalera, J. Vitria, O. Pujol, and P. Radeva, “Traffic Sign Recognition Using Evolutionary Adaboost Detection and Forest-ECOC Classification,” *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.10, No.1, pp.113-126, Mar. 2009.
 [5] 경찰청 교통관리관 교통안전과, *2010년판 교통사고통계*, 경찰청 교통안전담당관실, 2010년 8월.
 [6] C. Bahlmann, Y. Zhu, R. Visvanathan, M. Pellkofer, and T. Koehler, “A System for Traffic Sign Detection, Tracking, and Recognition Using Color, Shape, and Motion Information,” in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005*, Las Vegas, pp.255-260, June 2005.
 [7] 강병휘, 조한민, 김재영, 황선영, 김광수, “DCT 계수를 이용한 속도 제한 표지판 인식 실시간 알고리즘의 설계,” *한국통신학회논문지*, 제 35권, 12호, pp.1766-1774, 2010년 12월.
 [8] H. Akatsuka and S. Imai, “Road Signposts Recognition System.” *SAE transactions*, Vol.96, Issue 1, pp.936-943, Feb., 1987.
 [9] S. Buluswar and B. Draper, “Color Recognition in Outdoor Images,” in *Proc. Sixth International Conf. Computer Vision*, pp.171-177, Jan., 1998.
 [10] G. Loy and N. Barnes, “Fast Shape-based Road Sign Detection for a Driver Assistance System.” in *Proc. IEEE/RSJ International Conf. Intelligent Robots and Systems*, Sendai, pp.70-75, Oct., 2004.
 [11] Y. Aoyagi and T. Asakura, “A Study on Traffic Sign Recognition in Scene Image Using Genetic Algorithms and Neural Networks,” in *Proc. IEEE International Conf. Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, Taipei, Vol.3, pp.1838-1843, Aug. 1996.
 [12] A. de la Escalera, J. Armingol, and M. Mata, “Traffic Sign Recognition and Analysis for Intelligent Vehicles,” *Image and Vision Computing*, Vol.21, Issue 3, pp.247-258, Mar.,

2003.

[13] R. Vicen-Bueno, R. Gil-Pita, M. Rosa-Zurera, M. Utrilla-Manso, and F. Lopez-Ferreras, "Multilayer Perceptrons Applied to Traffic Sign Recognition Tasks," in *Proc. Int. Work-Conference on Artificial Neural Networks*, Barcelona, Spain, pp.865-872, Jun., 2005.

[14] S. Hsu and C. Huang, "Road Sign Detection and Recognition Using Matching Pursuit Method," *Journal of Image and Vision Computing*, Vol.19, Issue 3, pp.119-129, Feb., 2001.

[15] H. M. Yang, C. L. Liu and S. M. Huang, "Traffic Sign Recognition in Disturbing Environments," in *Proc. the 14th Int. Symp. Methodologies for Intelligent Systems*, Maebashi, Japan, pp.28-31, Oct., 2003.

[16] A. de la Escalera, J. Armingol, J. Pastor, and F. Rodriguez, "Visual Sign Information Extraction and Identification by Deformable Models for Intelligent Vehicles," *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.5, Issue 2, pp.57-68, Jun., 2004.

[17] S. Maldonado-Bascon, S. Lafuente-Arroyo, P. Gil-Jimenez, H. Gomez-Moreno, and F. Lopez-Ferreras, "Road-Sign Detection and Recognition Based on Support Vector Machines," *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.8, Issue 2, pp.264-278, Jun., 2007.

[18] R. Luo, H. David and W. Hislop, "Neural Network Based Landmark Recognition for Robot Navigation," in *Proc. Int. Conf. Power Electronics and Motion Control, Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation*, Vol.2, pp.1084-1088, Nov. 1992.

[19] C. Fang, S. Chen, and C. Fuh, "Road-Sign Detection and Tracking," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol.52, No.5, pp.1329-1341, Sep., 2003.

[20] M. Meuter, A. Kummert, and S. Muller-Schneiders, "3D Traffic Sign Tracking Using a Particle Filter," *11th International IEEE Conf. Intelligent Transportation Systems*, pp.168-173, Oct., 2008.

[21] E. Alpaydin, *Introduction to Machine Learning*,

MIT Press, 2nd edition, 2004.

[22] Y. Lee, T. Chen, and L. Chen, "A Cost-Effective Architecture for 8x8 Two-Dimensional DCT_IDCT Using Direct Method," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.7, No.3, pp.459-467, Jun., 1997.

[23] R. Duda, P. Hart, and G. Stork, *Pattern Classification*, John Wiley & Sons, INC. 2nd edition, 2001.

[24] J. Cohen, P. Cohen, S. West, and L. Aiken, *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences*, Routledge, 3rd edition, 2003.

한 승 화 (Seung-Wha Han)

준회원



2010년 2월 서강대학교 전자공학과 학사
2010년~현재 서강대학교 전자공학과 CAD & ES 연구실 석사과정
<관심분야> 지능형 자동차, 패턴 인식, 흐름 영상 개선

조 한 민 (Han-Min Cho)

정회원



2004년 2월 서강대학교 전자공학과 학사
2006년 2월 서강대학교 전자공학과 석사
2006년~2009년 삼성전자(주) 선임연구원
2009년~현재 서강대학교 전자공학과 대학원 CAD & ES 연구실 박사과정
<관심분야> 지능형 자동차, 패턴 인식, 센서네트워크

김 광 수 (Kwang-Soo Kim)

정회원



1981년 2월 서강대학교 전자공학과 학사
1983년 2월 서강대학교 전자공학과 석사
1992년 2월 서강대학교 전자공학과 박사
1983년~1997년 한국전자통신연

구원 책임연구원

1998년~2005년 정보통신연구진흥원 책임연구원

2005년~2008년 대구경북과학기술원 책임연구원

2008년~2011년 8월 서강대학교 MOT대학원 교수

2011년 9월~현재 서강대학교 전자공학과 교수

<관심분야> 지능형센서시스템, 센서네트워크, 지능형 자동차, Power Device 설계 등

황 선 영 (Sun-Young Hwang)

종신회원



1976년 2월 서울대학교 전자공학과 학사
1978년 2월 한국 과학원 전기 및 전자공학과 공학석사
1986년 10월 미국 Stanford대학 전자공학 박사
1976년~1981년 삼성반도체(주)

연구원, 팀장

1986년~1989년 Stanford 대학 Center for Integrated System 연구소 책임연구원 및 Fairchild Semiconductor Palo Alto Research Center 기술 자문

1989년~1992년 삼성전자(주) 반도체 기술 자문

1989년 3월~현재 서강대학교 전자공학과 교수

<관심분야> SoC 설계 및 framework 구성, CAD시스템, Computer Architecture 및 DSP System Design 등