

# 주행차량 인식에 관한 연구

김경욱, 이효종

전북대학교 전자정보공학부

전북대학교 영상정보신기술 연구센터

e-mail:{kwkim, hlee}@sel.chonbuk.ac.kr

## A Study on Recognizing Moving Vehicles

Kyong-Wook Kim, Hyo-Jong Lee

Dept of Electronics and Information Engineering,

Chon-buk National University

Center for Advanced Image Technology,

Chon-buk National University

### 요 약

자동차 산업의 발달로 인해 대두되는 자동차와 관련된 여러 사회 문제를 해결하기 위해 자동차의 자동 인식 시스템이 절실하게 요구되어지고 있다. 영상처리를 통한 자동차의 인식은 교통 단속은 물론 교통량 조사, 도난 차량 검거 등 여러 분야에서 사용 될 수 있고, 결과적으로 많은 노동력을 절약할 수 있다. 영상처리를 통한 주행 차량의 인식과 검색에 있어서 번호 판, 색깔, 차체의 모양 등 차량의 외관 정보가 중요한 요소가 된다. 본 논문에서는 차량의 번호 판과 색상 그리고 차량의 모델을 위한 라디에이터 그릴 부분을 이용하여 차량의 검색을 시도하였다.

### 1. 서론

자동차 산업의 발달로 인해 차량이 급증하였고, 그와 병행하여 여러 사회문제도 대두되었다. 교통 사고, 교통 체증, 차량을 이용한 범죄 행위 등이 그것인데, 이러한 문제들을 해결하기 위해 많은 자본과 노동력이 요구되어지고 있다. 그러한 문제를 해결하기 위한 방법 중 하나가 자동차의 자동 인식 시스템의 개발이다. 영상처리를 통해 자동차의 종류를 구별해 내고 문자인식을 통해 차량의 번호를 인식하는 연구는 교통 단속은 물론 교통량 조사, 도난 차량 검거, 출입차량 통제, 주차 시설 관리 등의 다양한 분야에 효과적으로 이용할 수 있고 지금까지 많은 연구가 이루어져 왔다.

영상처리를 이용한 차량의 인식에서 개별차량의 식별을 위해 관심의 대상이 되는 부분에는 차량의 번호 판 정보와 색상, 차량의 모델 정보 등이 있다. 번호 판 인식에 관한 연구는 많은 연구가 진행되어 왔다. 그러나 번호 판만으로 차량의 검색은 어려운데,

그 이유는 번호 판은 바꾸어 달거나 카메라가 인식할 수 없도록 조작이 쉽기 때문이다. 특히 범죄와 관련된 차량의 번호 판은 바뀌거나 할 가능성이 더 크기 때문에 번호 판 외의 다른 차량 정보가 필요하다.

본 논문에서는 번호 판과 차량의 색상, 모델 정보를 사용하여 차량의 검색을 시도하였다.

2절에서는 차량의 특징 추출 이전에 해야 할 전처리 작업에 대해, 3절에서는 차량의 특징 추출에 대해 기술하였고, 실험 및 결과, 결론 순으로 기술하였다.

### 2. 전처리 과정

본 논문은 주행차량 인식에 관한 연구이다. 도로상에서 주행하고 있는 차량을 비디오카메라로부터 입력 받아서 그 영상을 처리하여 차량을 인식하는 것이다. 그러므로 차량의 특징을 추출하기 전에 먼저 도로를 포함하고 있는 이미지로부터 차량이 존재하

는 부분을 검출해 내야 한다.

차량 프레임을 추출하는 기본적인 알고리즘은 차분이다.[1] 도로 동영상으로부터 주행하는 차량을 포함한 두 개의 연속하는 프레임 이미지를 선택한다. 이때 차량의 전면부가 처리하기에 적당한 위치에 있어야 한다. 그런 후에 두 이미지를 Gray 이미지로 변환시킨 후, 차량의 그림자의 영향을 최소화하기 위해 시간상으로 두 번째 이미지에서 첫 번째 이미지를 뺀 다음 프로젝션을 통해 차량의 위치를 결정한다.

차량의 위치가 결정되면 차량이 기울어진 만큼 역으로 회전시키는 작업이 필요하다. 도로가 굽어져 있거나, 차량이 차선을 변경하는 등의 이유로 차량이 비틀어져 있는 경우가 많다. 이런 경우에는 관심 영역을 추출하는데 있어서 많은 오류의 가능성을 제공한다. 특히 번호 판 추출 후 번호 판에 있는 숫자를 인식하는데 있어서 좋지 않은 영향을 미친다. 그렇기 때문에 Hough 변환[2]을 이용해 차량의 기울어진 각도를 구한 후 회전변환을 이용해 기울어진 만큼 역으로 회전시킨다.

반듯한 이미지가 구해지면 그것으로부터 번호 판 영역과 라디에이터 그릴 영역, 후드 영역을 결정한다.

번호 판 영역을 찾아내는 알고리즘은 인접하는 두 픽셀의 명암 차를 이용한 것이다.[1] 번호 판을 가로지르는 수평선상에 존재하는 서로 인접하는 픽셀들의 명암 값의 차이는 번호 판 바깥 영역에서는 작은 반면, 번호 판 내부에서는 크다. 번호 판의 바탕색과 글자색의 명도 차에 의해 글자의 경계부분에서 인접하는 두 픽셀의 명암 차이가 크게 나타나는 것이다. 이 점을 이용해 번호 판 영역을 결정한다.

라디에이터 그릴 영역은 차량의 모델 정보를 위해 필요한 부분이다. 라디에이터 그릴 영역은 일반적으로 번호 판의 바로 윗부분에 존재하므로 번호 판 영역이 결정되면 자동적으로 라디에이터 그릴 영역도 결정된다.

후드 영역은 자동차의 색상정보를 얻기에 가장 좋은 위치이다. 반듯하게 회전된 차량 이미지의 윤곽선 이미지를 구한 후 프로젝션을 통해 후드 영역을 결정한다.

### 3. 차량의 특징 추출

#### 3.1 색상 정보

후드 영역이 결정되었으면 후드 영역의 중심점을 기준으로 일정한 범위 내의 픽셀들에 한해서 R, G,

B 각각에 대해 색상 값을 누적하고 평균값을 계산한다.

#### 3.2 차량의 모델 정보

본 논문에서는 차량의 모델 정보를 위한 특징 값을 구하기 위해 질감을 사용하였다. 이미지에 주기적인 요소를 질감이라고 할 수 있는데, 예를 들면 벽돌로 지어진 건물의 이미지나, 물결치는 호수 이미지를 들 수 있다. 그런 이미지에서는 벽돌이 일정한 간격으로 주기적으로 배치되어 있거나, 물결이 어느 정도 주기를 갖고 반복될 것이다. 이런 질감의 의미를 자동차 검색을 위한 특징 값 추출에 사용하였다.

차종이 다른 모든 차량들은 당연히 외관 또한 다르다. 특히 차량 앞부분의 전조등, 라디에이터 그릴 부분은 각양각색이다. 즉, 각 차종마다 거의 고유한 외관을 가지고 있다. 또 전조등이나 라디에이터 그릴 부분은 대부분이 질감을 가지고 있다. 그렇기 때문에 질감을 이용해 차량 검색이 가능할 것이다.

각 차량의 질감 특징을 수치화하기 위해서 통계적 질감 분석 방법인 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)을 사용하였다. GLCM은 비슷한 그레이 레벨 값을 갖는 픽셀들의 위치에 관한 정보를 갖는다. 그레이 값에서 얼마간의 차이를 갖는 d 만큼 떨어진 두 픽셀이 이미지에서 얼마나 많이 존재하는지를 나타낸다. 256 Level의 그레이 이미지의 GLCM은 256 x 256 크기의 매트릭스로 나타나는데, 질감 특성으로써 이 매트릭스를 직접 사용하는 것은 바람직하지 못하기 때문에 이 매트릭스로부터 Contrast, Homogeneity, Entropy, Energy 등의 값을 산출해 질감 특징으로 사용한다.[3]

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P[i, j] \quad \text{식(1)}$$

$$Energy = \sum_i \sum_j P^2[i, j] \quad \text{식(2)}$$

$$Entropy = - \sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j] \quad \text{식(3)}$$

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{P[i, j]}{1 + |i-j|} \quad \text{식(4)}$$

위의 식(1)-(4)는 실험에서 사용한 각각의 특징 값들을 구하는 수식들이다. Contrast는 명암도 차이를 측정하고, Energy는 명암도의 균일성을 재는 척도이다. Entropy는 그레이 레벨 분포의 임의성을 나타내고, Homogeneity는 GLCM 각 원소들 간의 균일성을 측정한다.

#### 3.3 번호 판 정보

번호 판의 문자인식은 배경과 숫자부분을 분리하고

숫자를 영역화하는 과정, 영역화 된 숫자를 정규화하여 특징 값을 산출하는 과정, 특징 값을 이용하여 문자를 인식하는 과정으로 이루어진다.

본 논문에서는 문자영역을 획득하기 위해 이진화 방법을 사용하였다. 이진화 방법을 사용하는데 있어서는 배경과 문자영역을 최적으로 분리할 수 있는 임계 값 설정이 요구되는데, 명암도 변화에 대해 적응력 있는 임계 값 설정을 위해 명암도의 평균과 표준편차를 이용한 임계 값 설정 방법과 블록 이진화 방법을 함께 이용하였다.

평균과 표준편차를 이용한 임계 값 설정방법은 전체의 영상을 대상으로 영상고유의 특징정보를 포함하는 평균과 표준편차를 구한 후, 각각에 가중치를 부여하여 임계 값을 설정하는 방법이다. 식(5)은 임계 값 설정에 사용된 수식을 나타낸다.

$$\mu = \frac{1}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n a(x, y)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (a(x, y) - \mu)^2}$$

$$\tau_1 = k_1\mu + k_2\sigma$$

$m$ :  $x$ 축 영상의 크기  $n$ :  $y$ 축 영상의 크기  
 $\mu$ : 평균  $\sigma$ : 표준편차  $k_1, k_2$ : 가중치  $\tau_1$ : 임계값

식(5) 평균과 표준편차를 이용한 임계값 설정방법

블록 이진화 기법은 원하는 크기의 블록을 설정하고 그 블록마다의 명암 값을 고려하여 각 블록마다 임계 값을 설정하는 방법으로 부분적인 명암 값이 전체적인 명암 값과 차이가 많이 날 경우 이를 보완하기 위한 방법이다. 식(6)은 블록 이진화 기법에 사용된 수식을 나타낸다.

$$\tau_2 = \frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J a(i, j)$$

$I$ :  $x$ 축 블록의 크기  
 $J$ :  $y$ 축 블록의 크기  
 $\tau_2$ : 블록 임계값

식(6) 블록 이진화 기법

개별 문자의 영역화를 위해서는 번호 판이 포함하는 사전 정보와 번호 판 영역에서 나타나는 프로젝션의 패턴을 이용하였다. 번호 판 영역에서 상단부분의 판정기호 영역과 하단의 숫자영역을 분리하기 위해 네 번째 숫자의 상단 부분에 문자가 없는 특성을 이용하였고, 각 숫자의 수직 경계선을 결정하기 위해서는 수직 프로젝션을 이용하였다. 영역화된 개별숫자는 정규화 과정을 통해 일정한 크기의 영상으

로 변환하였다.

문자를 인식하는 방법으로 교사학습방법의 역전과 학습 알고리즘을 이용하였다.[4] 신경망은 하나의 은닉 층을 가지는 3층의 구조로 구성하였다.

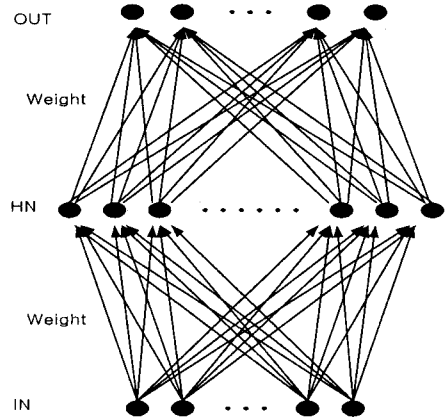


그림 (1) 3층 구조의 신경회로망

그림 (1)에서 IN은 입력층으로서 학습을 위한 데이터를 대입하는 부분으로, 입력데이터의 문자왜곡을 고려하여 10x12 크기로 정규화된 문자의 각 픽셀들이 갖는 가중치를 입력으로 이용하였다. 즉 입력층 노드의 수는 전체 픽셀 수에 해당하는 120이 된다.

HN은 은닉층이다. 은닉층 노드의 수를 45, 60, 96, 120, 144로 설정하여 학습을 수행시켜보았는데, 수렴은 45일 때 가장 빨리 이루어 졌고, 인식률은 96 이상인 경우 비슷한 성능을 보여서 수렴속도와 인식률을 고려하여 은닉층 노드의 수를 96으로 설정하였다.

OUT은 출력층으로서, 초기 학습에서는 출력층의 결과를 미리 결정해 주고, 학습을 통해 각 층별로 가중치를 얻어 낼 수 있도록 학습을 수행하였다. 노드의 개수는 숫자의 개수인 10으로 설정하였다.

#### 4. 실험 및 결과

총 76대의 차량으로 실험하였다. 실험은 차량 영역 검출, 색상 검출, 번호 판 영역 검출, 번호 판 문자 인식, 모델정보를 위한 라디에이터 그릴 영역 결정, GLCM을 이용한 모델 정보 특징 값 추출의 순서로 수행하였다. 이미지로는 도로 동영상에서 추출한 720 x 480 크기의 24bit 칼라 영상을 사용하였다.

총 76대의 차량 중 75대에서 적절하게 차량의 영역을 검출해 낼 수 있었다. 차분을 사용해 그림자의

영향을 줄이면서 양호한 결과를 얻을 수 있었고, 결과적으로 배경으로부터 차량을 분리해 낼 수 있었다. 후드 영역은 76대 중 6대의 차량에서 오류를 나타내었다. 오류의 경우는 차량의 후드 영역이 매우 좁은 경우였다. 모델 정보를 위한 그릴 라디에이터 영역으로부터 차종 결정은 콘트라스트를 사용했을 때 가장 좋은 결과를 나타내었는데, 76대 중 72대에서 올바르게 결정하였다. 엔트로피는 영역의 크기가 작게 결정되었을 때 양호한 결과를 나타내는 반면, 콘트라스트는 영역의 크기가 크게 결정되었을 때 양호한 결과를 나타내었다. 표 (1)에 각 방법에 대한 차종 결정의 결과를 나타내었다. 번호판 영역은 76대 중 73대에서 적절하게 추출하였다. 그러나 73대 중 8개의 영상에서 실제 번호판에서 조금 벗어나거나 번호판 보다 크게 설정하는 결과를 나타냈다. 표 (2)에 각 영역 추출의 결과를 나타내었다.

추출 픽셀	콘트라스트	에너지	엔트로피	호모지너티
1	84.21%	67.10%	84.21%	51.31%
2	84.21%	53.94%	80.26%	60.52%
3	82.89%	48.68%	85.52%	65.78%
4	93.42%	52.63%	80.26%	68.42%
5	86.86%	55.26%	85.52%	63.15%
6	88.15%	47.36%	76.68%	42.10%
7	88.15%	38.15%	65.78%	75.00%
8	<b>97.76%</b>	52.63%	69.73%	78.94%
9	86.84%	47.36%	73.68%	73.68%
10	85.52%	50.00%	71.05%	76.31%

표 (1) 차종 결정의 결과

각 방법	결과(%)
차량 영역	98.68
후드 영역	93.33
차종 결정	96.00
번호판 영역	97.33

표 (2) 각 방법에 따른 추출 결과

위한 라디에이터 그릴부분, 그리고 번호 판 정보를 사용하였다.

도로를 주행하는 차량을 대상으로 한 개별 차량의 특징정보를 산출하는 과정에서 영상에 존재하는 차량의 정보를 이용하여 차량을 검출하는 방법을 이용했는데, 영상내의 잡음이나 그림자의 영향을 최소화하며 배경으로부터 차량영역을 분리할 수 있었다. 또 후드영역을 검출하여 차량의 색상 정보를 알아냄으로써 차량 해석을 위한 추가적인 정보로 이용할 수 있었다. 마지막으로 번호 판 검출 및 문자인식 과정에서는 불규칙한 명암도의 변화에도 불구하고 제안된 알고리즘에 의해 번호 판의 문자를 비교적 정확하게 인식할 수 있었다.

향후 과제로는 본 논문에서 제시하지 않은 여러 차량 구성요소의 위치관계와 기하학적인 정보를 이용한 차량해석 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] 이훈 "도로상의 차량 인식에 관한 연구" 전북대학교 석사논문 2002. 02.
- [2] Refael C. Gonzales and Richard E. Woods "Digital image Processing", Addison-Wesley Publishing Company.
- [3] J. R. Parker "Algorithms for Image Processing and Computer Vision" Wiley Computer Publishing
- [4] 김희승, "영상인식-영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 신경망," 생능출판사, 1994.

5. 결론

본 논문에서는 영상처리를 이용한 도로 동영상에서의 개별 차량 인식 및 차량의 특징 정보를 이용한 차량의 해석 방법을 제시하였다. 차량의 특징 정보로서는 차량의 색깔, 차량의 모델 정보를 알아내기