

GLCM 특징정보 기반의 자동차 종류별 분류 방안

윤종일* 김종배**

*울산대학교 기계자동차공학부

**서울디지털대학교 컴퓨터공학부

e-mail: {hero9825,jbkim}@sdu.ac.kr

Gray-Level Co-Occurrence Matrix(GLCM) based vehicle type classification method

Jong-Il Yoon*, JongBae Kim**

*School of Mechanical and Automotive Engineering, University of Ulsan

**Dept of Computer Engineering, Seoul Digital University

요 약

본 논문에서는 도로 영상에서 검출된 자동차 영상을 종류별 분류를 위해 효과적인 질감 특징정보 기반의 자동차 종류별 분류 방안을 제안한다. 제안한 연구에서는 운전자의 안전운전지원을 위해 도로상에서 검출된 자동차 영역과 자신의 차량과 거리를 추정하기 위해 검출된 자동차의 종류를 인식할 필요가 있다. 즉, 인식된 자동차의 종류에 따라 차량 간 거리를 추정에 필요한 파라미터로 사용할 수 있기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 검출된 자동차 영상들로부터 GLCM(gray-level co-occurrence matrix)의 7가지의 특징정보들을 추출하고 SVM을 사용하여 학습 한 후 자동차의 종류(승용, 화물, 버스)를 분류하는 방법을 제안한다. GLCM은 영상이 가진 질감 정보를 효율적으로 분석함으로써 영역의 밝기 변화 정도, 거침 정도, 픽셀 분포 정도 등을 표현하기 때문에 영상내의 포함된 영역을 분류하는데 효과적이다. 제안한 방법을 실제 자동차 규모별 분류에 적용한 결과 약 83%의 분류 성공률을 제시하였다.

1. 서론

근래에 들어 자동차가 단순한 운송수단에서 벗어나 여가 및 생활 수단으로 자리 잡고 있다. 이는 자동차가 더 이상 탈것이 아닌 생활의 보조수단으로 이용되고 있음을 의미한다. 따라서 자동차가 인간의 생활에 더욱더 밀접해지고 있으며 자동차 운전자의 연령이 증가함에 따라 더욱더 자동차의 안전성과 성공적인 운행이 강조되고 있다. 영국의 DfT(Department for Transport, 2007년)[1] 보고에 따르면, 65세 이상의 운전자가 2002년 10.9 million에서 2011년에는 12.2 million으로 약 11.9%가 증가할 것으로 예측하고 있다. 미국의 Census Bureau[2]는 2006년 기준으로 65세 이상의 고령층 인구는 3,726만 명으로 전체 인구의 약 12%이고, 이중 약 3천만 명이 운전면허를 소지한 고령 운전자라고 발표하였다. 또한 Transportation Research Board[3]에 따르면 2024년에 들어서는 미국과 서부 유럽(United states and Western Europe)에서는 4명의 운전자 중에 한명 이상은 65세 이상의 운전자가 될 것이라 예측한 연구보고서를 발표하였다. 결국 미국 운전자 중 사망 사고의 경우 5,976명으로 전체 사망사고의 14%를 차지하고 있으며 주로 낮 시간(81%)에, 주중(72%)에, 자동차끼리의 사고에 (72%)형태로 발생한다고 보고 하였

다[3]. 국내에서도 65세 이상 노인 인구가 2005년 438만 명에서 2009년 519만 명으로 18.5%가 증가하는 동안 노인 교통사고는 1만9066건에서 2만 5983건으로 38.3%가 증가하였다. 게다가 노인 면허소지자도 같은 기간 약 68% 늘어나 75세 이상 고령 운전자 수가 16만 명에 달하고 있다고 보도한 바 있다[4, 5]. 이처럼 노인 운전자들의 주요 교통사고 발생원인 중에는 노화에 의한 좁은 시야각과 낮은 시각 처리, 그리고 낮은 대비감도에 의한 물체 인식 및 식별의 오류에 의해 발생한다.

이를 해결하기 위해 최신 IT 기술을 접목한 운전자 지원 시스템(advanced driver assistance systems: ADAS) 연구가 근래에 들어 활발히 진행되고 있다[6]. ADAS 시스템은 차선 유지(keeping within the correct lane), 차량간 안전거리 유지(maintaining a safe distance among vehicles), 도로 상황에 따른 차량 속도 유지(keeping the vehicle's speed according to traffic conditions), 장애물 회피(avoid obstacles), 자동 주차(automatic partaking), 그리고 최적 경로 탐색(finding the shortest route to a destination) 등의 작업들을 수행한다. 이러한 ADAS의 작업들을 위해서는 인간의 인지능력을 향상을 위해 인간의 오감과 유사한 기능을 하는 IT 기반의 센서 기술들이 필요하다. 특히 비전 기반의 센서들은 카메라로부터 입력된

시각 정보로부터 차선을 인식하거나 장애물들을 인식한다. 하지만 비전 센서들은 레이더나 레이저 센서들에 비해 야간, 안개, 그리고 흐린 날씨와 같은 특별한 환경 하에서는 강인함을 가지지 못하는 단점이 있지만, 인간의 시각 정보 처리와 유사하여 물체 인식에 큰 장점을 가지고 있다. 따라서 제안한 연구에서도 도로상에 주행 중인 다른 자동차를 검출하여 차량 간 충돌을 회피하기 위해 카메라를 이용한 비전 처리 기술을 활용한다. 그리고 검출된 자동차와 자신의 자동차와의 거리를 추정하여 그 정보를 운전자에게 제공해 주는 과정이 필수적이다. 이를 위해서는 검출된 자동차의 종류를 파악함으로써 보다 정확한 거리 추정이 가능하다. 기존 연구들에서는 자동차보다 높은 위치에서 촬영하여 획득한 상단부 영상을 사용하여 예지정보 기반의 자동차 분류 방법을 사용한 것이 대부분이다[7]. 하지만 자동차의 전방에 마운팅된 카메라에서 획득한 다른 자동차 영상은 자동차 후면 영상만 획득이 가능하다. 따라서 자동차의 후면 영상으로부터 자동차의 종류를 분류하는 방안이 요구된다.

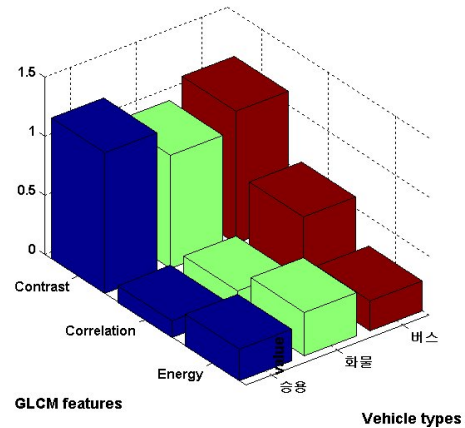
2. 에이전트 개발도구의 요구사항

2.1 GLCM 특징정보 추출

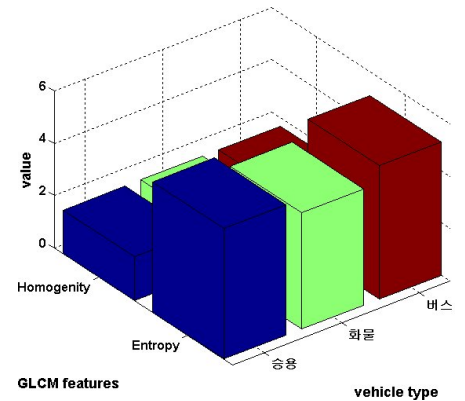
GLCM은 영상을 일정한 영역으로 분할한 후 각 영역들이 가지는 밝기 정보, 거침 정도, 픽셀값 분포의 균일함 등의 변화 정도를 Matrix를 통해 분석할 수 있는 특징을 가지고 있는 방법이다. Gray 영상에서 픽셀들이 가진 통계학적인 질감 특징정보를 Matrix를 이용하여 계산한다. 결국 이 방법은 영상 내에 속한 픽셀들 간의 상호 관계성을 분석할 수 있다. 제안한 연구에서는 영상의 질감 특징정보를 분석하기 위해 식(1)의 Contrast, Correlation, Energy, Homogeneity, Entropy, Cluster Prominence, Cluster Shade를 사용한다[8,9].

$$\begin{aligned}
 Contrast &= \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i-j)^2 \\
 Correlation &= \sum_{i,u=0}^{N-1} P_{i,j} \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\sigma^2} \\
 Energy &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{ij})^2 \\
 Homogeneity &= \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1+(i-j)^2} \\
 Entropy &= \sum_{i,j=0}^{N-1} -\log(P_{ij})P_{ij} \\
 Cluster\ Shade &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (i+j-2\mu)^3 P_{ij} \\
 Cluster\ Prominence &= \sum_{i,j=0}^{N-1} (i+j-2\mu)^4 P_{ij}
 \end{aligned} \tag{1}$$

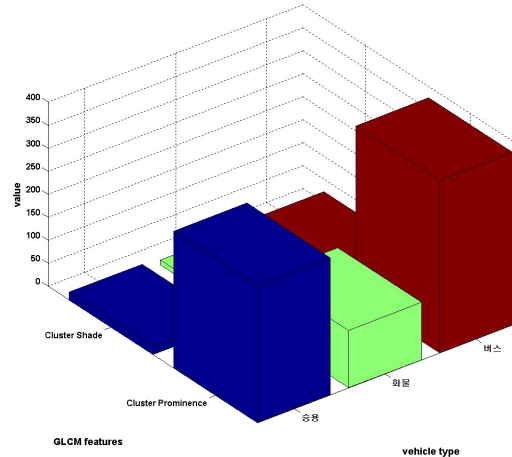
여기서 N 은 입력 gray 영상에 양자화를 거친 gray 레벨의 수, P_{ij} 는 i 와 j 픽셀 위치에 계산된 GLCM 값의 정규화한 값이다. Contrast는 영역 내의 각 픽셀들 간의 밝기값 차이를 표현한 값으로써 밝기값 차이가 클수록 큰 값을 출력한다. Homogeneity는 영역 내의 각 픽셀들 간의 정보값이 균일한 정보를 표현한 값으로써 에지와 같은 대각 경계선 값이 대각 형태로 집중되어 있을 때 큰 값을 출력한다. Energy는 밝기 값의 균일함을 측정하는 특징값이다. 영역 내의 픽셀들 간의 밝기 값의 변화가 적다면 큰



(가)



(나)



(다)

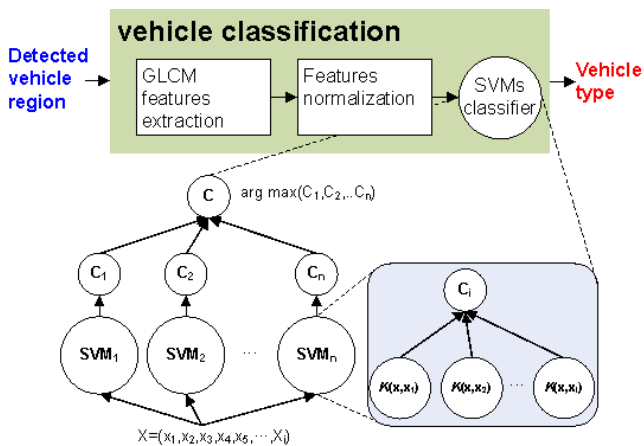
(그림 1) 자동차 종류별 샘플 영상에서 추출한 GLCM 특징정보들의 평균값. (가) Contrast, Correlation, Energy, (나) Homogeneity, Entropy, (다) Cluster Prominence, Cluster Shade

값을 출력한다. Entropy는 픽셀의 명암도 분포가 산재되어 있는 크기를 계산한 값으로써 픽셀의 명암도가 여러 곳에 걸쳐 분포되어 있으면 큰 값을 출력한다. 그림 1은 자동차 종류별 샘플 영상에서 추출된 7개의 GLCM 특징정보의 평균값을 나타낸 그림이다.

2.2 제안한 방법

제안한 연구에서는 운전자의 안전운전 지원을 위한 ADAS 시스템에서 검출된 자동차 후면부 영상으로부터 자동차의 종류를 분류하는 방안의 처리 단계는 그림 2와 같다. GLCM의 offset는 [0 1; -1 1; -1 0; -1 -1]으로써 GLCM 특징정보의 변화 정도를 비교를 위한 windows 크기는 8x8 픽셀 영역 주위에 4방향으로써 설정한다. 따라서 각 질감특징 정보는 double 형으로 입력 영상마다 28개의 벡터를 생성한다.

그림 3에서와 같이 자동차 후면 영상에서 28개의 GLCM 특징 벡터를 추출하고 이 벡터를 입력으로 하는 SVM을 사용하여 학습하고 분류한다. 자동차 분류를 위한 기준에는 승용, 화물, 버스의 3종류로 나누어 분류한다.



(그림 2) 제안한 방안의 처리 흐름도



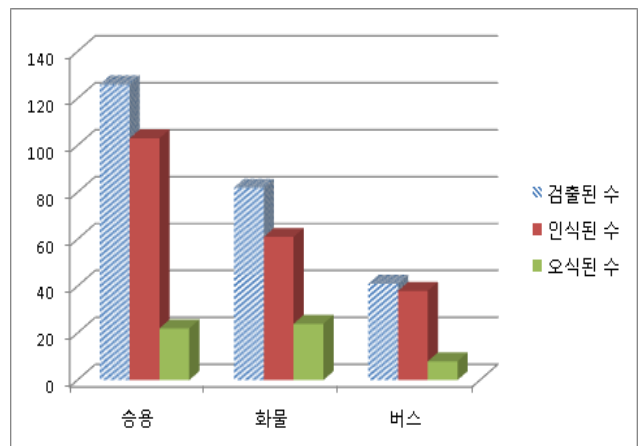
(그림 3) 학습에 사용한 검출된 자동차 샘플 영상, 승용, 화물, 버스

제시되었으며 화물자동차의 승용으로 분류하는 오분류율이 높게 제시되었다. 전체 성능으로는 분류 성공률이 82.9%이고 오분류율은 22%로 제시되었다. 화물자동차의 경우 질감정보가 승용차보다 다소 거칠게 제시되지만 화물 포장용 덮게나 혹은 빈차인 경우 승용차로 분류하는 경우가 발생하였다. 버스의 경우는 대부분 다른 차종과 구분되는 질감 정보를 가지고 있어 오분류율은 낮으면서 정확한 분류성공률이 높게 제시되었다.

3. 실험 결과

제안한 방안을 실험하기 위해 TI사의 DM6437DPS보드와 Window 2008서버(3.3GHz 헥사 코어 CPU, 48GB RAM) 환경에서 Matlab으로 실험하였다. ADAS 시스템의 입력 영상의 크기는 640x480 픽셀 크기의 고속도로에서 획득한 칼라 영상이며 실험 과정에서 입력 영상의 크기를 웨이블릿 변환을 통해 320x240 픽셀 크기로 변환하여 영상을 처리한다[10]. 따라서 검출된 자동차 영상의 크기는 12x17 픽셀 크기부터 96x130의 픽셀 크기까지 존재한다. 학습을 위한 사용한 샘플들의 수는 총 486개(승용: 267개, 화물: 105개, 버스: 114개)를 사용하였고 SVM 분류기의 학습을 위해 RBF 커널 파라미터가 $\sigma=1$, $C=50$ 으로 설정하였다.

제안한 방법을 실험한 결과 그림 4와 같이 약 83%의 분류 성공률을 제시하였다. 승용차와 화물 자동차와 인식률이 다소 낮게



(그림 4) 자동차 분류 성능

4. 결 론

본 연구에서는 자동차 영상의 질감정보 기반에 SVM 분류기를 사용하여 자동차의 종류를 분류하는 방안을 제안하였다. 제안한 연구는 검출된 자동차와 자신의 자동차와의 거리를 추정하기 위해 전방에 존재하는 자동차의 크기별 종류를 파악함으로써 보다 정확한 거리 추정에 적용하고자 제안한 연구이다. 자동차 분류는 크게 승용, 화물, 버스로 3가지 경우를 두고 분류하였다. 제안한 방안을 실험한 결과 화물 자동차의 경우 다소 분류 성공률이 낮게 제시되었으나 전체 성능은 약 83%의 분류 성공률을 제시함으로써 향후 전방향 자동차 충돌 예방을 위한 차간 거리 추정 연구에 적용하고자 한다.

Acknowledgement

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2010-0021071).

참고문헌

- [1] <http://www.dft.gov.uk/>
- [2] <http://www.census.gov/>
- [3] <http://www.trb.org/Main/Home.aspx>
- [4] <http://news.mk.co.kr/outside/view.php?year=2010&no=230960>
- [5] 이용태, 김만호, 손준우, “연령 증가에 따른 주행 중 인지 부하의 특성 변화”, 대한인문공학회, vol. 28, no. 3, pp. 73-79, 2009.
- [6] <http://en.wikipedia.org/wiki/>
- [7] Y. Chen, M. Das, D. Bajpai, “Vehicle tracking and distance estimation based on multiple image features”, Canadian conf. on Computer and Robot Vision, pp.371-378, 2007.
- [8] 김성빈, “자동차 객체 영역 추출과 GLCM 기반 Texture 특징을 이용한 영상 검색 시스템 구현”, 한국방송공학회, vol. 9, no. 4, pp.255-257, 2008.
- [9] <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm>
- [10] 김종배, 김향준, “Haar 웨이블릿 변환을 사용한 Watershed 기반 영상 분할의 효율성 증대를 위한 기법”, 대한전자공학회 논문지, Vol. 40SP, no. 2, pp. 31-40, 2003.