

교통 표지판 자동 인식에 관한 연구

권만준*

¹아주자동차대학 자동차계열

Study of Traffic Sign Auto-Recognition

Mann-Jun Kwon^{1*}

¹Dept. of Automotive Engineering, Ajou Motor College

요약 내비게이션 단말기에 사용되는 전자지도 제작이 수작업으로 이루어지고 있어 오기가 발생할 수 있기 때문에, 본 논문에서는 내비게이션 정보의 요소로 다루어지는 교통 표지판에 대한 오프라인 자동 인식에 대해 제안하였다. 컴퓨터 비전과 패턴 인식 응용 분야로 2차원 얼굴 인식 분야에 널리 활용되고 있는 주성분분석기법(PCA)과 선형판별분석기법(LDA)을 이용하여 교통표지판을 인식하고자 한다. 먼저 PCA를 이용하여 높은 차원의 2차원 이미지 데이터를 저차원의 특징 벡터 영역으로 투영을 시킨다. PCA로부터 구해진 저차원의 특징 벡터를 이용하여 LDA로 분산 매트릭스들 간에 최대가 되고 하고, 분산 매트릭스 내에서는 최소가 되도록 하였다. 실제 도로 환경에서 추출된 교통 신호판의 대부분을 제안된 알고리즘에 의해서 특징 벡터를 40개 이상 사용하였을 경우 92.3%이상의 높은 인식률을 보임을 확인하였다.

Abstract Because there are some mistakes by hand in processing electronic maps using a navigation terminal, this paper proposes an automatic offline recognition for traffic signs, which are considered ingredient navigation information. Principal Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA), which have been used widely in the field of 2D face recognition as computer vision and pattern recognition applications, was used to recognize traffic signs. First, using PCA, a high-dimensional 2D image data was projected to a low-dimensional feature vector. The LDA maximized the between scatter matrix and minimized the within scatter matrix using the low-dimensional feature vector obtained from PCA. The extracted traffic signs under a real-world road environment were recognized successfully with a 92.3% recognition rate using the 40 feature vectors created by the proposed algorithm.

Key Words : LDA, Navigation, PCA, Traffic Sign

1. 서론

현대인의 운전 필수품인 내비게이션의 경우 전자지도가 기본적으로 탑재되어 있어야 하며, 이 전자지도에는 지도 데이터, 경로 탐색을 위해 필요한 도로 데이터, 목적지의 위치를 찾기 위해 사용되는 주소 및 전화번호와 같은 검색 데이터, 주행 중 회전 방향을 알려주는 음성 안내, 교차로 확대 등을 알려주는 이미지 안내와 같은 다양한 데이터로 구성된다.



[Fig. 1] Step for building navigation database

이러한 내비게이션 구성을 위한 데이터베이스는 Fig. 1과 같이 4개의 단계를 거쳐서 구현된다. 먼저, 실사 단계에서는 전국 도로망 또는 변경 지역에 대해 GPS측량 장비와 지형 정보 획득 프로그램이 탑재한 실사 차량을 이용하여 GPS 궤적, 교통 안내 및 회전 규제 정보, 시설물

*Corresponding Author : Mann-Jun Kwon(Ajou Motor College)

Tel: +82-41-939-3185 email: mjkwon@motor.ac.kr

Received June 12, 2014 Revised (1st July 22, 2014, 2nd August 20, 2014, 3rd September 3, 2014) Accepted September 11, 2014

및 영역 형상 정보 등의 다양한 정보를 획득한다. 입력단계에서는 실사단계에서 획득한 지형정보를 기준으로 점, 선, 면을 이용하여 도면을 구성하여 전국 항법 도로의 배경, 아파트 및 건물 등의 시설물 형상 편집, 주요 지명 및 POI(Point of Interest) 검색 명칭 입력과 경로 안내용 도로망의 속성 정보 입력 등의 편집 과정이 진행된다. 품질관리단계는 실사단계 및 입력단계에서 입력된 방대한 량의 데이터에 대해 입력상의 오류를 제거하여 품질관리 과정이 실시된다. 배포단계에서는 품질관리를 통과한 고품질의 DB를 단말기에 제공하는 것을 의미하며, 주기적인 업데이트 정보를 제공하고 있다[1,2].

실사 단계에서는 차량에 도로/교통 정보를 촬영할 수 있는 카메라를 장착하고, 촬영된 도로의 전후방/측면 동시 촬영 및 영상 내 교통 표지판을 자동 분류하는 장치를 사용하고 있다. 본 논문에서는 이 단계에 오프라인으로 교통 표지판을 자동 인식하여 기존의 조사원들의 육안 위주의 조사에서 한 단계 개선된 현장의 정보를 바로 확인할 수 있으며 데이터의 누락 또는 오입력을 개선하고자 한다.

컬러 모델과 컬러 엣지 필터를 이용한 교통표지판 인식[3]과 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)를 활용한 겹침과 훼손에 강건한 교통표지판 인식 시스템[4]에서는 주행 중 취득한 영상에서 교통표지판 영역을 인식하도록 하였으나 대부분의 경우 교통표지판의 의미적인 인식에 대해서는 연구가 부족하기에 본 연구를 진행하게 되었다.

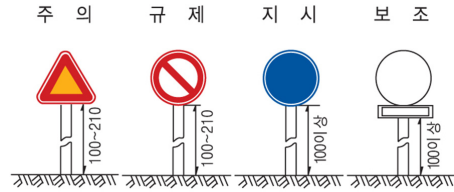
본 논문의 구성은 2장에서는 교통표지판의 종류 및 성격을 분석해 보며, 3장에서는 얼굴인식에서 적용된 PCA(Principal Component Analysis) 와 LDA(Linear Discriminant Analysis)알고리즘[9-11]을 기준으로 하여 교통표지판에 적용된 내용을 기술하였다. 4장에서는 실험결과를 검토하며, 마지막으로 결론을 맺는다.

2. 교통표지판

교통안전표지는 주의표지, 규제표지, 지시표지 3종류의 본표지와 보조표지로 구분된다. 본표지는 단독으로 주의, 규제, 지시의 의미를 전달한다.

보조표지는 본표지와 함께 설치해야 하며, 본표지를 부연설명하거나 보완 또는 첨부 기능을 한다. 교통안전

표지판은 주의표지판과 규제표지판은 100~210cm, 지시표지판과 보조표지판은 지상 100cm이상에 설치하도록 규정되어져 있다[5].



[Fig. 2] Shape specification of traffic signs[6]

Table 1에 교통안전표지판의 종류에 따른 표시 색상에 대한 정보를 정리하였다.

[Table 1] Properties of types of traffic signs

Section	Warning	Regulatory	Informational	Additional
Background	Yellow	White	Green	White
Border	Red	Red	Green	Black
Character	Black	Black	White	Black
Symbol	Black	Black	White	Black
Sample				

2.1 주의표지판

주의표지는 도로상태가 위험하거나 도로 또는 그 부근에 위험물이 있는 경우에 필요한 안전조치와 예비동작을 할 수 있도록 이를 도로이용자에게 알리는 표지로서 도로상태 예고, 노면 또는 연도상황 예고, 기상상황 예고, 기타주의 예고로 구분한다. 교차로 주의표지판을 포함해서 Fig.3과 같이 40가지의 종류로 구성된다.

주의표지판은 바탕은 황색, 테두리는 적색, 문자 및 기호는 흑색을 사용한다. 단, 예외적으로 125번의 “신호기” 표지판의 경우 적색, 황색, 청색, 백색을 사용하고 있다.

2.2 규제표지판

Fig. 4와 같이 주어지는 규제표지는 도로교통의 안전을 위하여 각종 제한이나 금지 등의 규제를 하는 경우에 이를 도로이용자에게 알리는 표지로서 통행금지, 통행제한, 금지사항으로 구분한다.

규제표지판은 바탕은 백색, 테두리는 적색, 문자 및 기호는 흑색을 사용하고 있다.

지시표지판은 바탕은 청색, 테두리는 청색, 문자 및 기호는 백색을 사용하고 있다.



[Fig. 3] Warning traffic signs[6]



[Fig. 4] Regulatory traffic signs[6]

2.3 지시표지판

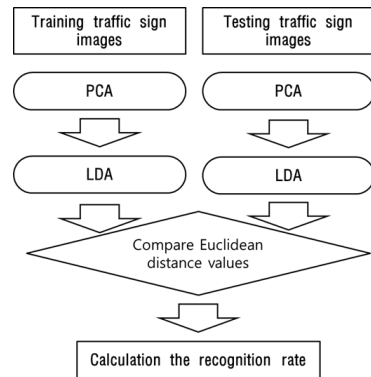
Fig. 5와 같이 주어지는 지시표지는 도로의 통행방법, 통행구분 등 도로교통의 안전과 원활한 소통을 위해 필요한 사항을 도로이용자에게 지시하고 이에 따르도록 하는 표지로서 도로지정, 통행방법 지시, 기타지시로 구분한다.



[Fig. 5] Informative traffic signs[6]

3. 제안된 교통표지판 인식알고리즘

교통표지판 인식에 적용된 전체 알고리즘의 과정은 Fig. 6에 나타내었다. 학습교통표지판 영상과 테스트교통표지판 영상에 대해 각각 PCA와 LDA를 거친 특징 벡터를 이용하여 거리값을 비교하였다.



[Fig. 6] Flow of recognition algorithm for traffic signs

3.1 PCA(Principal Component Analysis)[7]

PCA(주성분분석)기법에 의한 특징추출과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] P 개의 학습용 데이터(교통 표지판 영상)를 1차원 열벡터로 변환한 후 식 (1)에 의해 전체 영상 픽셀의 평균(m)을 구한다.

$$m = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x_i \tag{1}$$

[단계 2] 학습용 교통 표지판 영상에 대한 공분산행렬 (Ω)을 구한다.

$$\Omega = \overline{X X^T} \tag{2}$$

$$\overline{X} = [\overline{x_1}, \overline{x_2}, \dots, \overline{x_P}], \overline{x_i} = x_i - m$$

[단계 3] 식 (2)에 의해 계산된 공분산에 대한 고유값(eigenvalue, λ)과 고유벡터(eigenvector, v_j)를 구한다.

$$\Omega v_j = \lambda v_j \tag{3}$$

[단계 4] 고유벡터 v_j 를 고유값의 크기 순으로 나열한 후 학습데이터 x_i 에 대한 특징벡터 z_i 를 구한다. 식 (4)에서 알 수 있듯이 입력데이터에 대한 특징벡터는 공분산에 대한 고유벡터를 이용하여 PCA변환된 공간으로 투영함으로써 얻을 수 있다.

$$z_i = v_i^T(x_i - m) \quad (4)$$

[단계 5] 인식하고자 하는 입력데이터(검증데이터)를 주성분분석기법에 특징을 추출한다.

$$z_i' = v_i^T(x_i' - m) \quad (5)$$

여기서, x_i' 은 인식하고자 하는 교통 표지판의 영상 데이터를 나타낸다.

3.2 LDA(Linear Discriminant Analysis)[8]

LDA기법은 클래스내의 분산을 나타내는 WCS (within-class scatter)행렬 S_W 와 클래스간 분산을 나타내는 BCS(between-class scatter) 행렬 S_B 의 비율이 최대가 되는 행렬을 구하고, 이 행렬을 이용하여 선형 변환하는 기법이다. 즉, 주성분분석기법과 같이 투영된 분산을 최대화하는 투영을 찾기보다는 클래스간의 차별성을 극대화시키는 최적의 투영행렬을 구한 후, 투영행렬을 이용하여 입력신호를 선형 변환한다. 선형판별분석기법에 의한 특징추출 및 비교과정을 단계별로 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] 학습용 데이터(주파수성분기법에 의해 추출된 특징 데이터)를 1차원 열벡터로 변환한 후 식 (6) 및 식 (7)에 의해 BCS 행렬인 S_B 와 WCS 행렬인 S_W 을 구한다[9].

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i(m_i - m)(m_i - m)^T \quad (6)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{1x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (7)$$

여기서, n_i 는 i 번째 클래스 C_i 에서의 데이터 수이며, m_i 는 i 번째 클래스 C_i 내의 평균값을 나타낸다. 또한, 식 (7)에서 m 은 전체 클래스의 평균값이 된다.

[단계 2] 식 (8)과 같은 WCS행렬에 대한 BCS행렬의 비를 최대화하는 정규직교행렬을 갖는 최적

의 사영행렬 W 를 식 (9)에 의해 구한다.

$$W = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (8)$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

[단계 3] 학습신호 x_i 에 대한 특징벡터 T_i 를 구한다.

$$T_i = W^T z_i = W^T v_i^T(x_i - m) \quad (10)$$

식 (10)에서 알 수 있는 바와 같이 선형판별분석을 위해 우선 주성분분석기법에 의해 입력신호를 저차원으로 축소한 후, 산출된 특징벡터 z_i 를 최적의 투영행렬 W 에 의해 LDA공간으로 투영시킨다. 일반적으로 학습영상의 수(P)가 신호의 길이(N)보다 적은 경우 WCS행렬 S_W 는 항상 비정칙이 된다. 이것은 사영행렬을 적당히 선택하지 않는다면 사영된 WCS행렬은 영이 될 수 있음을 의미한다. 따라서 이러한 문제점을 해결하기 위하여 주성분분석기법을 이용하여 입력신호를 저차원공간으로 축소한 후 선형판별분석을 수행한다[10].

[단계 4] 인식하고자 하는 입력신호(검증데이터)를 선형판별분석기법에 의해 특징을 추출한다.

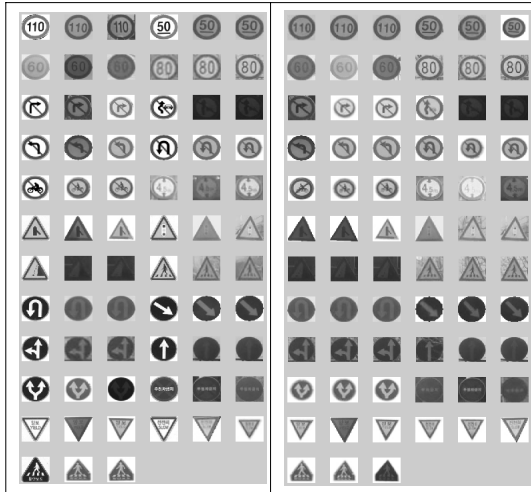
$$T_i' = W^T z_i' = W^T v_i^T(x_i' - m) \quad (11)$$

[단계 5] 미리 계산된 특징벡터 T_i 와 입력벡터 T_i' 간의 유클리드 거리를 산출한다.

4. 실험 및 고찰

교통 표지판 인식 실험을 위해 먼저 아이폰(iPhone 4G)을 이용하여 자동차 주행 중 도로의 실제 영상을 동영상(1048×762픽셀, WMV 파일)으로 녹화를 하였다. 동일한 교통 표지판을 다양하게 취득하기 위해 맑은날 고속도로와 국도 및 시내도로를 주행하면서 취득하였으며, 영상 전체가 어두운 영상의 경우는 대부분 도심의 건물 그림자에 들어간 영상으로 파악되었다. 녹화된 동영상을 PC로 이동시켜 교통 표지판이 존재하는 영상 프레임에 대해 정지 영상(JPG 파일)을 생성한다. 생성된 정지 영상에서 Fig. 3-5의 교통 표지판에 해당하는 영상을 사각형, 원형 및 다각형의 형태로 기본 교통 표지판 영상을 생성하였다. 이를 바탕으로 각 교통 표지판 종류에 따라 3장의 학습영상과 3장의 테스트영상을 구분하여 총23종의 교통 표지판 영상 데이터를 구성하게 되었다. 이들 영

상은 전처리 과정에서 그레이레벨로 변경하고 64×64크기의 통일된 영상으로 변경하였다.



[Fig. 7] Traffic signs image for training and testing

23종의 교통 표지판에 대해 PCA 수행한 결과 고유값의 크기가 큰 순서 20개의 영상을 고유 교통 신호 영상으로 Fig. 8에 표시하였다. Fig. 7의 학습 및 테스트 영상 샘플은 [단계 3]에서 구한 주요한 고유 특징 벡터 이미지 20개와 고유값(λ)이 큰 값을 이용하여 아래와 같이 선형적으로 표현할 수 있다.

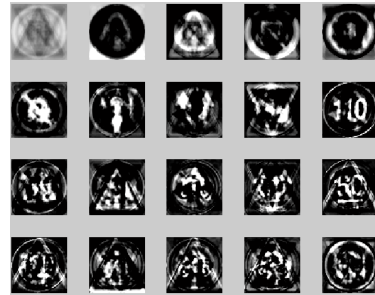
$$\begin{matrix}
 \text{110} \\
 \text{50}
 \end{matrix}
 = \lambda_1 \times \text{[eigen-sign 1]} + \lambda_2 \times \text{[eigen-sign 2]} + \lambda_3 \times \text{[eigen-sign 3]} + \dots + \lambda_{20} \times \text{[eigen-sign 20]}$$

[Fig. 8] Sum of eigen-traffic signs for image

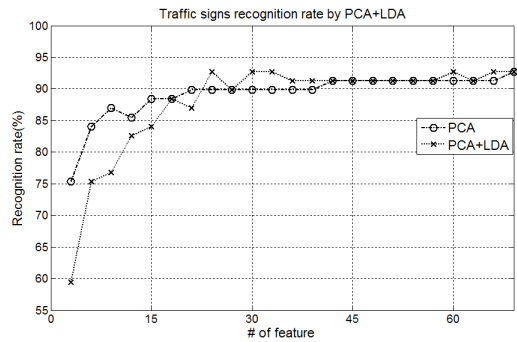
특징 벡터를 20개 이하 사용하여 인식을 하였을 경우 전체적으로 PCA가 PCA와 LDA를 융합한 알고리즘 보다 조금 높게 나오고 있다. PCA와 LDA를 결합하였을 경우 교통 표지판의 개수 대비 특징 벡터의 개수가 적어 클래스간의 경계가 겹쳐서 발생한 것으로 파악되었으며, 기존의 논문[12]에 따르면 일반적으로 클래스 별 샘플 영상의 수가 적을 때는 PCA가 LDA보다 우수한 성능을 보이는 결과와 일치하고 있다.

Fig. 9의 고유 교통 표지 영상(Eigen-traffic sign image)의 개수에 따른 PCA 단독으로 적용했을 경우의 인식률은 특징 벡터의 차원이 42가 되었을 때부터 92.3%의 인식률 나타내고 있다(Fig. 10 - PCA).

특징 벡터의 개수를 45개 이상 하였을 경우 PCA 단독 또는 PCA와 LDA를 융합한 알고리즘 모두 91% 이상의 높은 인식률을 보이고 있다.



[Fig. 9] Eigen-traffic signs image



[Fig. 10] Recognition rate for traffic signs

5. 결론

컴퓨터 비전과 패턴 인식 분야의 응용분야인 얼굴인식에 널리 적용되었던 PCA와 LDA 알고리즘을 활용하여 그림 문자 방식의 교통 표지판 인식에도 적용하였을 때 높은 인식률을 나타내었다.

이를 활용한다면 내비게이션 시스템 구성에서 필수인 교통 표지판 정보에 대해 조사원들의 육안 위주의 조사에서 발생할 수 있는 데이터 누락 또는 오입력 문제점을 개선할 수 있을 것으로 보인다.

향후 과제로는 실시간 동영상에 대한 교통 표지판 인식 적용과 함께 GPS데이터와 함께 연동하여 실제적인 내비게이션 데이터베이스 구축하는 분야에 적용해보고자 한다.

References

- [1] <http://www.hyundai-mnsoft.com/>, HYUNDAI MnSOFT, SERVICE/Digital MAP DB.
- [2] Guang-zhe Li, Song-jun Li, Chun-ri Fang, Sang-hyun Lee, "A Study on the Development of Automatic Manufactured Urban 3D Model by Using Numerical Map", Proceedings of the KAIS Fall Conference, pp. 279-282, 2007
- [3] Jaehong Lee, Eunsoo Park, Hyoungrae Kim, Jonghwan Lee, Chungsu Lee, Jonghee Kim, Seungjun Lee, Hakil Kim, "Traffic Sign Recognition using Color Model and Color Edge Filter", The Korean Society of Automotive Engineers, Vol. 2013 No. 11, pp. 849-850, 2013
- [4] Sangchul Kim, Jemin Lee, Daeyoung Kim, JongHo Nang, "Applying SIFT Feature to Occlusion, Damage and Rotation Invariant Traffic Sign Recognition", Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 39 No. 1B, pp.351-353, 2012
- [5] National Police Agency, "Traffic sign Installation-Management Manual" Road Traffic Authority(KoROAD), Dec.2011
- [6] National Police Agency, "List of traffic signs" Road Traffic Authority(KoROAD), Dec. 2011
- [7] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol 3, No. 1, pp. 71-86, 1991
DOI: <http://dx.doi.org/10.1162/jocn.1991.3.1.71>
- [8] Juwei Lu, Plataniotis, K.N., Venetsanopoulos, A.N., "Face recognition using LDA-based algorithms", IEEE Transactions, Neural Networks, Vol.14, Issue. 1, pp. 195-200, Jan. 2003
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TNN.2002.806647>
- [9] P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, 1997
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/34.598228>
- [10] Marian Stewart Bartlett, Javier R. Movellan, Terrence J. Sejnowski, "Face recognition by Independent Component Analysis", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.13, No.6., pp. 1450-1464, 2002
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TNN.2002.804287>
- [11] Young-Jun Song, Young-Gil Kim, Jae-Hyeong Ahn, "A Performance Analysis of the Face Recognition Based on PCA/LDA on Distance Measures", Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society, Vol.6, No.3., pp. 249-254, 2005
- [12] Alexis M. Martinez, Avinash C. Kak, "PCA versus LDA", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, No.2, pp. 228-233, 2001
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/34.908974>

권 만 준(Mann-Jun Kwon)

[정회원]



- 1989년 2월 : 부산대학교 전자공학과 (공학학사)
- 1991년 8월 : 한국과학기술원 전기 및전자공학과 (공학석사)
- 2008년 8월 : 충북대학교 제어계측 공학과 (공학박사)
- 1991년 3월 ~ 2000년 2월 : LS산전연구소 선임연구원
- 2000년 3월 ~ 2002년 2월 : 원클릭테크놀로지 부설연구소 책임연구원
- 2002년 3월 ~ 현재 : 아주자동차대학 교수

<관심분야>

생체인식, 신호처리, 임베디드 시스템