

신경회로망과 불변모멘트 기법을 이용한 칼라도로표지판 자동추출

Automatic Detection of Color Road Signs using Neural Network and Invariant Moment Method

유복모* · 손홍규** · 이한나*** · 김기홍****

Yeu, Bock Mo · Sohn, Hong Gyoo · Lee Hanna · Kim, Gi Hong

1. 서 론

차량에 부착된 CCD 사진기에서 얻어지는 영상을 이용하여 각종 도로시설물에 대한 정보를 취득하고 이를 이용하여 지형공간정보체계(GSIS : Geo-Spatial Information System)의 자료기반을 자동으로 구축하는데 대한 연구가 최근 활발히 이루어지고 있다. 영상에 나타난 여러 가지 대상물 중에서 어떤 특정 대상물을 찾아내고 이 대상물의 위치를 구하는 작업은 가장 중요하면서도 어려운 과정이다(유복모 등, 2000). 차량을 이용한 도면화체계(mapping system)에서 가능한 한 사람에 의한 작업을 줄이고 작업 효율을 높이기 위해서는 특정 도로시설물에 대한 정보취득의 자동화 과정이 필요하다. 본 논문에서는 영상에서 나타난 여러 가지 도로시설물 중 도로표지판을 추출하고 위치를 구하는 과정을 자동화하고자 하였다.

대부분의 대상물 인식 알고리즘은 흑백영상에 기초하고 있으며 주로 형태와 기하학적인 특성을 이용한다. 기술의 발달로 해상도가 흑백과 대등한 유색수치사진기(color digital camera)가 개발됨에 따라 유색사진이 주는 부가적인 정보를 이용하여 문제해결에 많은 도움을 얻을 수 있다.

본 연구는 차량을 이용하여 얻은 유색영상을 이용하여 도로시설물 중 도로표지판을 추출하고 그 위치를 구하는 과정을 자동화하고자 하였다. 이를 위하여 여러 가지 알고리즘을 활용하였다. 먼저, 유색정보를 이용하여 영상에서 표지판이 차지하는 영역을 추출하는 알고리즘을 만들고, 둘째, 영상에서 인공지물의 경계선을 추출하기 위하여 Canny 연산자와 Hough 변환을 이용하였다. 셋째로 추출된 경계선 중에 표지판의 위치를 찾기 위하여 Hopfield Neural Networks를 적용하였다. 마지막으로, 추출된 표지의 영상에서 불변모멘트를 계산하여 표지의 내용을 판별하고자 하였다. 그림 1.1에 이 과정을 나타내었다.

2. 칼라영상에서 특정 분광대에 속하는 영역을 추출

유색영상에서는 빨강(R), 초록(G), 파랑(B)의 세 가지 기본색을 서로 다른 농도로 혼합하여 여러 가지 색을 나타내므로, 유색영상을 3가지 분광대로 분해하면 각 분광대의 밝기값으로 이루어지는 3가지의 영상을 얻을 수 있다. 따라서 원영상에서 나타날 대상물의 색을 알고 있으면 각 분광대에서 대상물을 추출하기 위해 필요한 밝기값의 범위를 정의할 수 있다. 결과영상은 각 영상소가 분광대별로 정의된 밝기값의 범위에 들어

*정회원 · 연세대학교 사회환경·건축공학부 토목공학 전공 교수 · 02-361-2799 (E-mail:yeubm@yonsei.ac.kr)

**정회원 · 연세대학교 사회환경·건축공학부 토목공학 전공 조교수 · 02-361-2809 (E-mail:sohn1@yonsei.ac.kr)

***정회원 · 국토연구원 연구원 · 031-380-0353 (E-mail:leehn77@hanmail.net)

****정회원 · 연세대학교 사회환경·건축공학부 토목공학과 박사과정 · 02-361-2799 (E-mail:sfmacho@yonsei.ac.kr)

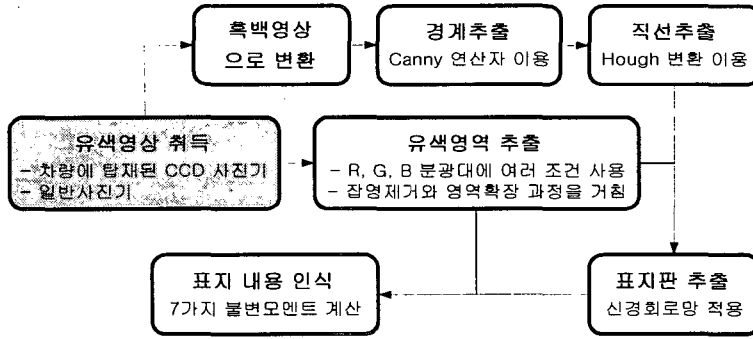


그림 1.1 유색영상에서의 도로표지판 추출

오는지 여부에 따라 이진영상으로 나타난다. 예를 들어, 대상물의 색이 R, G, B 분광대에서 각각 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 의 밝기값을 갖는다고 하면, 칼라영상은 다음과 같이 이진화 될 수 있다(Habib et al., 1999).

$$B_k = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{for } ((\sigma_k - t_k) \leq g(i, j) \leq (\sigma_k + t_k)) \\ 0 & \text{for } ((\sigma_k - t_k) > g(i, j)) \cup ((\sigma_k + t_k) < g(i, j)) \end{array} \right\} \quad k=1, 2, 3 \quad (2.1)$$

여기서, B_k 는 각 분광대에서 해당 영상소가 갖는 이진값을 의미하며, $g(i, j)$ 는 (i, j) 에 위치하는 영상소가 갖는 밝기값, σ_k, t_k 는 각각 k 분광대에 대한 밝기값과 허용범위, k 는 각 분광대를 나타내는 번호이다. 이 식을 이용한 결과는 그림 2.2와 같다.

그림 2.2에서 보듯이, 실제 도로영상에서는 도로주변의 지형지물이 복잡할 경우 태양에 의한 반사와 그림자, 빛의 간섭 등에 의해 식(2.1)의 조건만으로는 만족할 만한 영역 추출이 어렵다. 그래서 본 연구에서는 추가적으로 R 밴드, G 밴드, B 밴드의 상호 관계를 이용하였다. 파란색의 경우 R 밴드와 G 밴드의 값은 비슷하고 B 밴드의 값은 G 밴드보다 크다. 식(2)에서 θ 는 임계값이고 각각의 밴드별 밝기값은 $R(i, j), G(i, j), B(i, j)$ 이다.

$$B_4 = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{for } (-\theta_{RG}) \leq \frac{R(i, j)}{G(i, j)} \leq (+\theta_{RG}) \text{ and } \frac{B(i, j)}{G(i, j)} \geq (\theta_{BG}) \\ 0 & \text{for 다른경우} \end{array} \right\} \quad (2.2)$$

식(2.1)에서 나온 이진영상과 식(2.2)에 의한 이진영상을 식(2.3)으로 조합하면 최종 이진영상을 얻을 수 있다.

$$F = \prod_{i=1}^4 B_i \quad (2.3)$$

본 연구에서는 도로 표지판의 파란색의 영역을 추출하기 위하여 먼저 그림 2.1과 같은 칼라 도로영상에서

R, G, B 밴드값을 분리하였다. 그리고 여러 가지 조건을 사용하고 임계값의 허용범위를 좁게 주어 확실한 유색 영역을 추출한 다음, 7×7 마스크를 이용하여 잡영처럼 나타나는 미소영역을 제거하였다. 그 다음 단계로 조건을 완화시켜 영역을 확장해나가는 과정을 수행하였다. 최종결과는 그림 2.3과 같다.

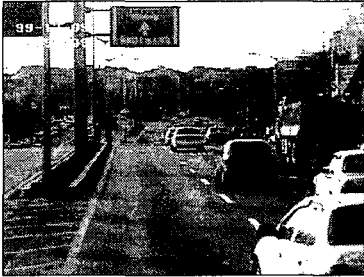


그림 2.1 도로 영상



그림 2.2 식(2.1)을 이용한 유색영역추출

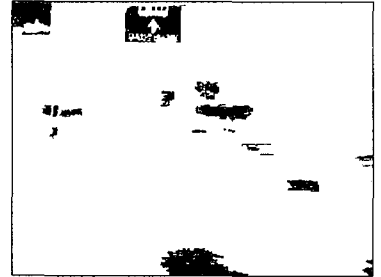


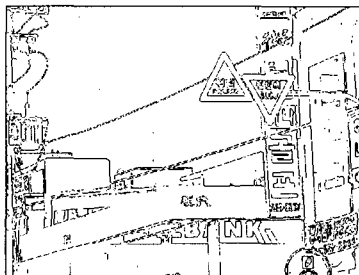
그림 2.3 개선된 과정을 거친 결과

3. 도로 영상에서 경계선의 추출

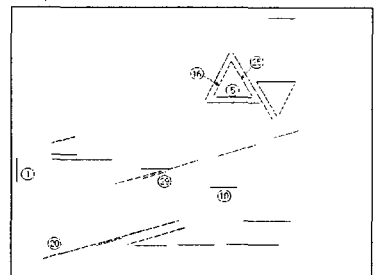
본 연구에서는 CCD 영상에서 경계선을 추출하기 위해 Canny 연산자를 이용하였고, 대상물의 직선성분을 검출하는 알고리즘으로 Hough 변환을 사용하였다(Davis, 1982). 직선을 검출할 때 경계검출 결과와 비교 과정을 거침으로서 직선의 시작점과 끝점을 검출하도록 하였고, ρ, θ 가 동일한 직선 상에 놓인 서로 다른 직선을 분리해 내도록 하였다. 직선이 검출되면 몇 가지 임계값을 정의하여 길이나 누적배열 상에서의 빈도가 임계값 이하이면 제거한다. 그림 3.1은 원영상에서 경계선과 직선을 추출한 그림이다. 이들 직선에 관한 정보(시작점, 끝점, 직선의 길이)는 자료파일에 따로 저장된다.



(a) 원영상



(b) 경계검출 결과



(c) 직선추출 결과

그림 3.1 경계검출과 직선추출

4. Neural Network

본 연구에서는 추출된 경계선들 중에서 표지판을 이루는 경계선을 찾아내기 위해 Hopfield Neural Network를 이용하였다(Zhang, 1996; Li et al., 1999). Hopfield Neural Network를 이용하여 영상에서 해당하는 영역을 찾는 과정은 다음과 같은 에너지 함수를 최소화하는 과정이다.

$$E = - \sum_i \sum_j \sum_k \sum_l C_{ijkl} + \sum_i (1 - \sum_k v_{ik})^2 + \sum_k (1 - \sum_i v_{ik})^2 \quad (4.1)$$

G_{ijkl} 은 뉴런(i, k)과 뉴런(j, l) 사이의 상관성을 나타내는 계수로 다음과 같이 계산된다.

$$C_{ijkl} = \sum_n W_n \times F(x_n, y_n) \quad (4.2)$$

여기서 x_n 은 뉴런(i, k)의 n 번째 속성을, y_n 은 뉴런(j, l)의 n 번째 속성을 의미하며 W_n 는 경중률이다. 함수 F 는 다음과 같이 정의한다. $i=j$ 또는 $k=l$ 일 경우에는 $F(x, y)=0$ 임에 주의하여야 한다.

$$F(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } |x-y| < \theta \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.3)$$

θ 는 임계값이다. 그림 4.1에서 보듯이 본 연구에서는 추출된 경계선들의 각도 α 와 경계 양쪽 밝기값의 차이 G , 그리고 두 경계의 거리 D 에 대해 정의하여 원하는 경계선을 검출하였으며, 특히 G 는 원영상에서의 밝기값이 아닌, 영역추출과정을 거친 영상(그림 2.3)에서의 밝기값을 이용하였다. 따라서, 식(4.2)를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$C_{ijkl} = W_1 \cdot F(\alpha_{ii}, \alpha_{kk}) + W_2 \cdot F(\alpha_{ii}, \alpha_{ll}) \\ + W_3 \cdot F(G_{ii}, G_{kk}) + W_4 \cdot F(G_{jj}, G_{ll}) + W_5 \cdot F(D_{ii}, D_{kk}) \quad (4.4)$$

경중률은 항상 $\sum W_i=1$ 을 만족하여야 하며, 짝을 이루는 경중률 즉, W_1 과 W_2 , W_3 과 W_4 는 서로 같은 값을 갖는 것이 합리적이다.

Hopfield Neural Network를 이용하여 원하는 경계선을 추출하기 위한 첫 번째 과정은 각 뉴런의 상태 V 를 저장할 $M \times I$ 의 행렬을 만드는 것이다. 여기서, M 은 대상물을 이루는 경계선의 수, I 는 영상에 나타난 전체 경계선의 수이다. 그림 3.1의 영상을 예로 들면, Hough 변환결과 추출된 경계선은 총 37개이며, 본 연구에서는 표지판의 3변을 모두 추출하지 않고 상단의 모서리를 정의할 수 있는 2변만을 추출하는 것을 목적으로 하였으므로, $M=2$, $I=39$ 이다. 이후 그림 4.2과 같은 방법으로 V_{ik} 를 갱신한다. 이와 같이 Neural Network를 수행한 결과는 표 4.1과 같으며, 모형과 동일한 조건을 갖춘 경계선의 V_{ik} 는 1에 가까운 수를 갖게 된다. 표 4.1의 결과로부터 16번, 25번이 찾고자 하는 경계선임을 알 수 있다.

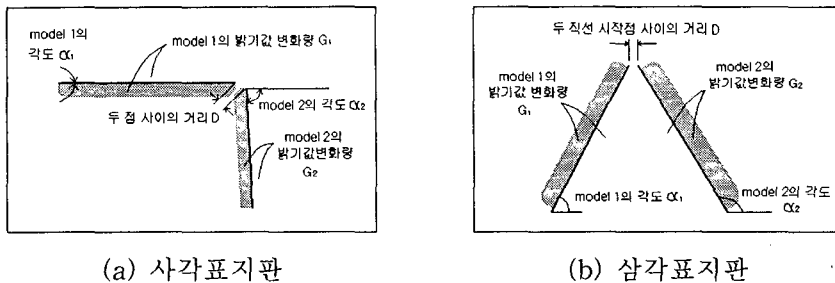


그림 4.1 표지판 경계선 모형

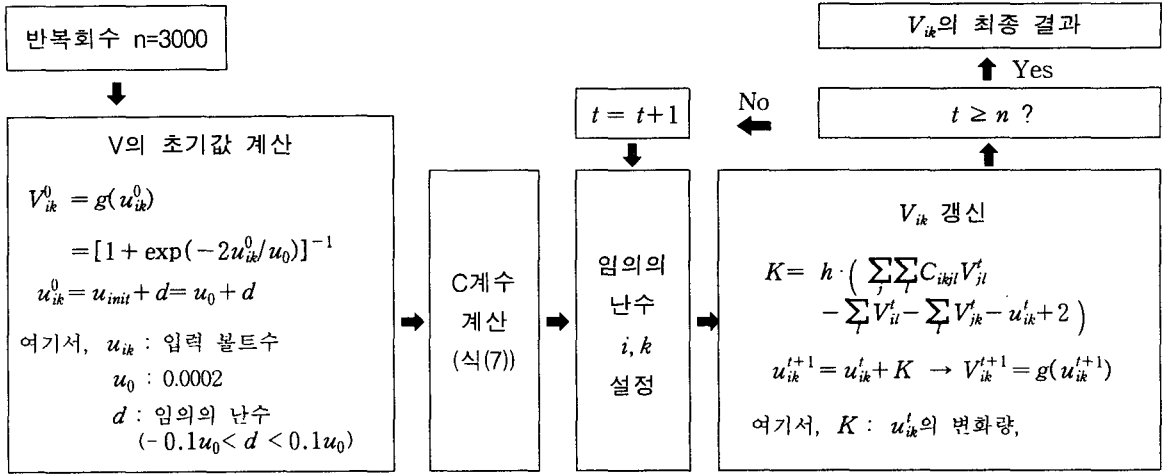


그림 4.2 Neural Network의 V_{ik} 갱신 방법

표 4.1 신경회로망을 적용시킨 결과

반복 회수		직선번호 / 각 직선의 상태										
		1	4	8	12	16	20	25	34	35	36	37
초기값	경계1	0.55680	0.55858	0.55197	0.55418	0.55913	0.55831	0.55638	0.55432	0.55101	0.55087	0.55239
	경계2	0.55680	0.55748	0.55308	0.55445	0.56010	0.55514	0.55101	0.55252	0.55831	0.55376	0.55501
1000회 반복	경계1	0.00000	0.13337	0.00000	0.00000	0.89591	0.00000	0.00010	0.00000	0.40403	0.00000	0.41330
	경계2	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.86173	0.22349	0.00000	0.36740	0.00000
1500회 반복	경계1	0.00000	0.24578	0.00000	0.00000	0.97922	0.00000	0.00000	0.00000	0.37967	0.00000	0.32317
	경계2	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.98214	0.25882	0.00000	0.29630	0.00000
2000회 반복	경계1	0.00000	0.25231	0.00000	0.00000	0.99260	0.00000	0.00000	0.00000	0.29221	0.00000	0.26014
	경계2	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.99454	0.27631	0.00000	0.28676	0.00000

5. 표지판 내용의 인식

추출된 표지판의 내용을 인식하기 위해 몇 가지 불변모멘트를 이용할 수 있다. 영상에서의 모멘트란 각 영상소의 밝기값과 축(또는 기준점)으로부터의 거리의 곱의 합을 의미한다. 중심모멘트란 영상에 나타난 형태의 무게중심을 수평, 수직으로 지나는 두 직선을 축으로 하여 계산한 모멘트를 의미한다. 이 중심모멘트를 형태의 면적으로 나누어 정규화 된 중심모멘트를 정의할 수 있으며, 정규화 된 중심모멘트로부터 일곱 개의 불변모멘트를 유도할 수 있다(Hu, 1962). 이들은 회전이나 축척변화에 대해 변하지 않는다.

$$\varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (5.1) \quad \varphi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (5.2)$$

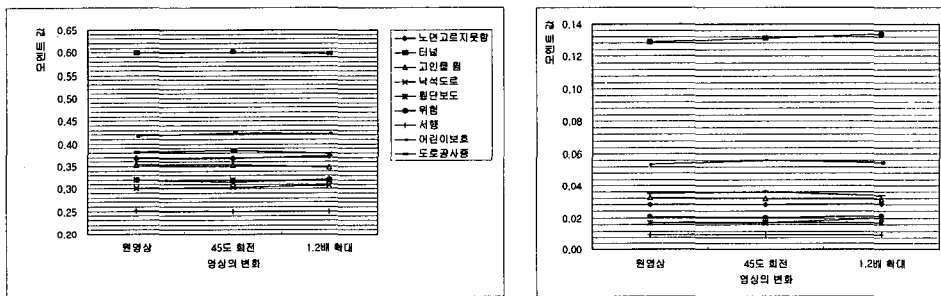
$$\varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (5.3) \quad \varphi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (5.4)$$

$$\varphi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (5.5)$$

$$\varphi_6 = (\eta_{30} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} - \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (5.6)$$

$$\varphi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (5.7)$$

여기서 φ_n 는 불변모멘트, η_{pq} 는 정규화 된 중심모멘트, p 는 수평축에 대한 차수, q 는 수직축에 대한 차수이다. 그림 5.1은 표지판 의 영상에서 이 불변모멘트를 계산한 결과로, 대표적으로 φ_1 과 φ_3 의 계산결과를 도시한 것이다. 표지판들은 비교적 모양이 복잡하여 내용인식이 어렵다고 생각되거나 길거리에서 자주 볼 수 있는 것으로 선택하였다. 또한, 모멘트가 회전과 축척변화에 대해 불변임을 확인하기 위해 45° 회전시킨 영상과 1.2배 확대한 영상에 대해서도 모멘트를 계산하였다



(a) φ_1

(b) φ_3

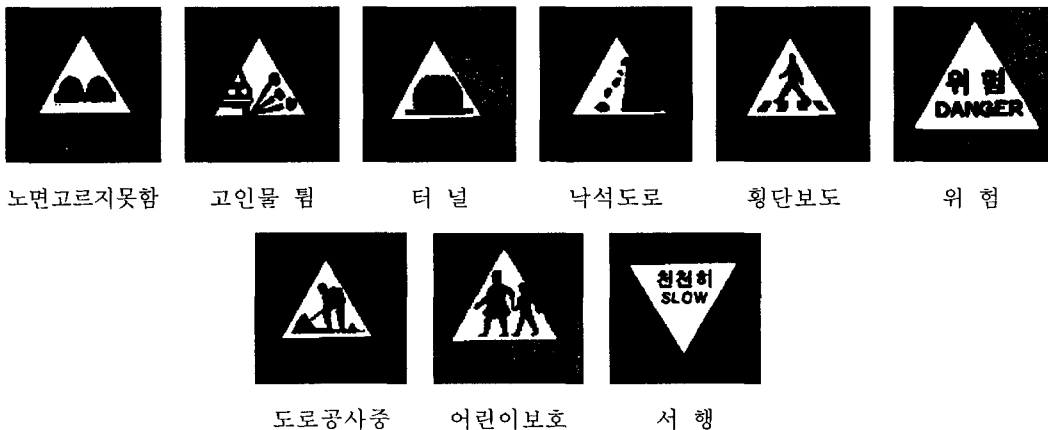


그림 5.1 불변모멘트 계산 결과

그림 5.2는 서로 다른 지역에서 얻은 두 가지 서행표지의 모멘트를 계산한 결과이다. 글씨체와 크기가 약간 다르지만, 모멘트 계산결과 서행 표지로 판정이 가능하였다. φ_2 에서 오차가 크게 나지만, φ_1 , φ_3 은 거의 동일한 값을 보였으며, φ_4 는 약간의 오차가 있으나, 그림 5.3에서 보듯이 결과에 크게 영향을 미치지 않는다. 빨간 선이 그림 5.2(b)에 해당하는 모멘트값이다.

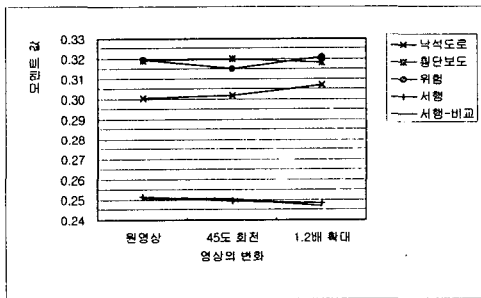
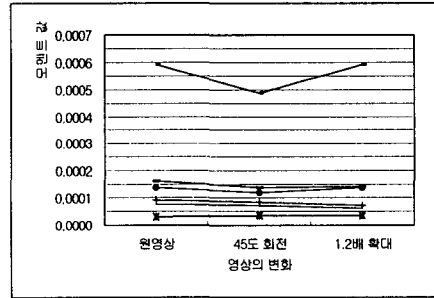


(a)



(b)

그림 5.2 서로 다른 지역의 영상에서 얻은 서행표지의 영상

(a) $\phi 1$ (b) $\phi 4$

	(a)			(b)		
	원영상	45도 회전	1.2배 확대	원영상	45도 회전	1.2배 확대
$\phi 1$	0.2515562	0.2493617	0.2487695	0.2508484	0.2504970	0.2470608
$\phi 2$	0.0000760	0.0000668	0.0000643	0.0000155	0.0000202	0.0000138
$\phi 3$	0.0101242	0.0097800	0.0097813	0.0101136	0.0100174	0.0096208
$\phi 4$	0.0000926	0.0000849	0.0000749	0.0000782	0.0000716	0.0000608
$\phi 5$	-0.847×10^{-1}	-0.676×10^{-1}	-3.31×10^{-1}	-0.661×10^{-1}	-0.565×10^{-1}	-0.596×10^{-1}
$\phi 6$	-6.74×10^{-1}	-5.13×10^{-1}	-0.0000316	-1.73×10^{-1}	-1.03×10^{-1}	-0.895×10^{-1}
$\phi 7$	-0.294×10^{-1}	-0.299×10^{-1}	-0.459×10^{-1}	-0.216×10^{-1}	-0.206×10^{-1}	-0.239×10^{-1}

그림 5.3 두 서행표지의 불변모멘트값 비교

그러나, 그림 5.4와 같은 경우에는 모멘트값의 차이가 커서 그림 5.1만으로는 내용의 판별이 불가능하다. 다음 그림에서는 사람의 모양은 물론, 삼각형 틀의 모양도 다를 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 먼저, 자료기반을 형성할 때 여러 영상에 대한 실험을 반복하여 신뢰성과 융통성을 가질 수 있도록 해야 한다. 또한 표지의 정확한 모양을 추출하기 위해 충분히 높은 해상도의 영상을 이용하여야 할 것이다. 마지막으로, 불변모멘트 이외의 자료를 활용하는 방법도 생각할 수 있다.



(a)



(b)

그림 5.4 서로 다른 지역의 영상에서 얻은 횡단보도표지의 영상

6. 결론

본 연구에서는 차량에서 얻은 유색영상에서 도로표지판을 추출하기 위한 알고리즘을 구성하였다. 이 알고리즘에 따라 유색영역추출, 경계검출, 직선검출의 처리과정에서 얻은 정보를 이용하여 신경회로망을 적용함으로써 자동으로 도로표지판을 추출하고 그 위치를 확인할 수 있었다.

1. 유색영상에서 영역을 추출함에 있어 기존의 R, G, B 값의 범위만을 이용하는 방법에 잡영제거와 영역확장과정을 추가한 결과 잡영의 영향을 받지 않았으며, 해당 영역이 아닌 부분이 추출될 확률을 줄일 수 있었다..

2. 직선의 정보만을 이용하여 신경회로망을 적용하는 기존의 방법은 선형지물이 많은 도심지역에는 적용이 곤란하였으나, 유색정보를 도입함으로써 도심지역의 영상에서도 원하는 대상을 추출할 수 있었다.

3. 일곱가지 불변모멘트를 이용하여 표지판의 내용을 판별할 수 있는 가능성을 제시하였다.

참고문헌

1. 유복모 등(2000), 수차사진측량기법과 GPS를 이용한 실시간 사진측량시스템 개발 연구보고서, R&D/96-0096, 건설교통부/한국건설기술연구원.
2. Davis, L.S.(1982), Hierarchical generalized Hough transforms and line-segment based generalized Hough transforms, *Pattern Recognition*, Vol. 15, No. 4, 277-285.
3. Habib, A.F., Uebbing, R., Novak, K.(1999), Automatic Extraction of Road Signs from Terrestrial Color Imagery, *PE&RS*, Vol.65, No. 5, pp. 597-601.
4. Li, R., Wang, W., Tseng, H.Z.(1999), Detection and Location of Object from Mobile Mapping Image Sequences by Hopfield Neural Network, *PE&RS*, Vol.65, No. 10, pp. 1199-1205.
5. Zhang, Y.(1996), A Hierarchical Neural Network Approach to Three-Dimensional Object Recognition, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol.XXXI, Part B3, pp. 1010-1017.