

가우시안 창을 이용한 번호판 영역 검출

강 용 석*, 배 철 수*

License Plates Detection Using a Gaussian Windows

Yong-Seok Kang*, Cheol-Soo Bae*

요 약

본 논문은 차량 번호판 중앙부 위치값을 기반으로한 신경망을 이용하여 차량의 번호판 영역을 추출하는 방법을 제안하고자 한다. 임의의 숫자들로 정의된 번호판영역에 대한 학습패턴과 넓은 범위를 수용할 수 있도록 한 신경망의 학습패턴을 이용하여 보다 효율적인 방법을 제시하였다. 학습패턴으로 차량 번호판 인식의 최적화를 이루었고 차량번호 및 헤드라이트 부분의 은닉효과와, 학습패턴의 확대 및 감소에 대하여 연구하였다. 위의 과정을 통하여 지하주차장에서 595여대의 자동차에 대하여 번호판 영역을 추출한 결과 98.5%의 인식율을 보여주었다.

Key Words : Projection Summing, Gaussian window, Suppression learning, Artificial Neural Network, License Plates

ABSTRACT

In the current study, the authors propose a method for extracting license plate regions by means of a neural network trained to output the plates center of gravity. The method is shown to be effective. Since the learning pattern presentation positions are defined by random numbers, a different pattern is submitted to the neural network for learning each time, which enables it to form a neural network with high universality of coverage. The article discusses issues of the optimal learning surface for a license plate covered by the learning pattern, the effect of suppression learning of the number and headlight sections, as well as the effect of learning pattern enlargement/reduction and of concentration value conversion. Results of evaluation tests based on pictures of 595 vehicles taken at an underground parking garage demonstrated detection rates of 98.5%.

I. 서 론

현대 사회에서 자동차는 가장 중요한 역할을 담당하고 있는 교통수단으로 자동차와 관련된 정보는 직, 간접적으로 높은 부가가치를 가지고 있으며, 자동차와 관련된 정보가 이용되어지는 영역으로는 교통관리, 교통량분석, 자동 요금징수 시스템 등 그 응용범위가 날로 넓어지고 있는 추세이다. 또한 차량의 급증에 따른 차량을 이용한 범죄예방, 고속도로나 주차요금의 자동징수, 과속 차량의 단속, 각종

교통량의 조사 등과 같이 실시간으로 차량을 구분하고 인식 할 수 있는 보다 지능적인 차량인식 자동화체계가 요구되고 있는 실정이다. 그러나 시스템에 입력되는 차량의 영상은 차량의 종류와 환경에 따라 매우 가변적이고 번호판의 규격은 차량의 용도에 따라 다양하므로, 차량 번호판 인식 시스템에 대한 구현이 용이치 않다.

따라서 차량의 다양한 규격과 조명 및 주변 환경 등에 제한을 받지 않고, 정확하게 번호판 영역을 추출하고 인식하는 것이 번호판 자동인식의 핵심과제

* 주저자 : 한국폴리텍대학 자동차학과, kang-car@kopo.ac.kr, 정회원

* 관동대학교 전자통신공학과, baecs@kd.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2012-08-354, 접수일자 : 2012년 8월 7일, 최종논문접수일자 : 2012년 8월 31일

이다. 차량의 번호판 자동인식은 차량영상에서의 번호판 추출, 추출된 번호판영역에서의 특징구분에 의한 문자 구분, 각 특징에 대한 문자 인식의 단계로 구분되며, 다음의 4가지 성질을 만족시켜야 한다. 첫째, 입력된 번호판의 위치, 크기, 어느 정도의 기울어짐에 관계없이 인식이 가능해야 한다. 둘째, 빛의 양과 같은 촬영환경의 변화에 관계없이 안정적인 번호판 인식이 가능해야 한다. 셋째, 낡은 번호판이나 오염에 의하여 다소 잡음이 있는 경우에도 인식이 가능해야 한다. 넷째, 가급적 실시간 처리가 가능해야 하며 적절한 처리 성능을 가져야 한다.

자동차는 오늘날 우리 생활에 있어서 없어서는 안될 중요한 일부가 되었다. 자동차를 관리, 감독하기 위해 설계된 보안 시스템들은 점차 발전하는 추세이다. 병원이나 학교, 회사의 시설물, 그리고 그 밖의 공공시설에 허가받지 않은 차량들의 출입을 모니터링 하기 위한 시스템이 필요하며 위와 같은 환경뿐만 아니라 주차장 출입이나 고속도로 톨게이트에서의 통행료 지불이나 다른 기타 지연 상황들에 대해 이 시스템을 적용함으로써 톨게이트 통과 시간을 단축시킬 수 있으며 속도 위반이나 차량도난에 대해서도 사용된다. 차량을 식별하기 위해선 여러 가지 구성요소가 있는데 그 중에서 정확하게 차량을 식별할 수 있는 구성요소는 번호판이다. 이는 차량의 소유주를 판별하고 그 정보를 검색할 수 있는 중요한 구성요소라 할 수 있다. 그러므로 번호판의 특정 정보를 추출하기 위한 번호판의 정확한 검출은 중요한 과제이다.

본 논문은 차량 번호판 중앙부 위치값을 기반으로한 신경망을 이용하여 차량의 번호판 영역을 추출하는 방법을 제안하고자 한다. 임의의 숫자들로 정의된 번호판영역에 대한 학습패턴과 넓은 범위를 수용할 수 있도록 한 신경망의 학습패턴을 이용하여 보다 효율적인 방법을 제시하였다. 학습패턴으로 차량 번호판 인식의 최적화를 이루었고 차량번호 및 헤드라이트 부분의 은닉효과와, 학습패턴의 확대 및 감소에 대하여 연구하였다.

II. 시스템 개요 및 신경망 모델

그림 1에서 보여주는 것과 같이 번호판 위치 검출 시스템은 비디오 카메라와 카메라를 통해 촬영한 영상을 256 grey-level 영상을 얻기 위해 A/D 컨버터로 구성했다.

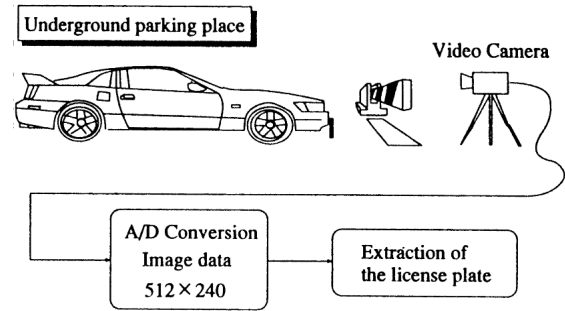


그림 1. 위치검출 시스템 구조
Fig. 1. Location extraction System Structure

2.1. 네트워크 모델

신경망 모델은 3계층의 계층적 학습법을 위해 역전파를 이용한 번호판의 중앙 위치를 검출하기 위해 사용된다^[1,2]. 문턱치 값을 구하기 위해 식(1)과 같은 시그모이드 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1.0}{1.0 + \exp(-x/U_0)} \quad (1)$$

네트워크 모델을 그림 2에 나타내었다. 그리고 각 계층의 구조 단위의 수는 다음과 같다.

- Input layer : 512 (32x16)
- Hidden layer : 100
- Output layer : 128 (16x8)

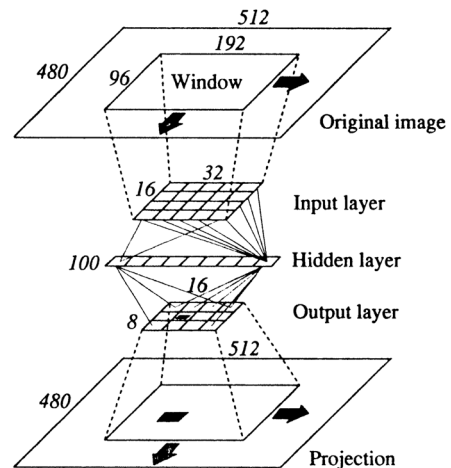


그림 2. 신경망 모델
Fig. 2. The Neural Network Model

2.2. 학습패턴과 습득 신호

학습패턴생성을 위하여 3x3 Sobel연산자를 가지고 그림 3과 같이 입력이미지로부터 192x96 영역

을 추출하고 32×16으로 다시 압축한 정보를 가지고 이미지를 처리하게 된다. 압축된 이미지데이터는 최초의 입력번호판의 이미지데이터와 유사한 정보가 생성된다. 학습패턴은 그림 4에서 보여주듯이 팽창과 제거 패턴에 의해서 만들어진다.

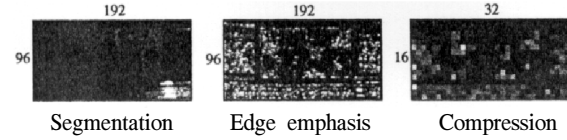


그림 3 입력패턴의 예
Fig. 3. Examples of input pattern

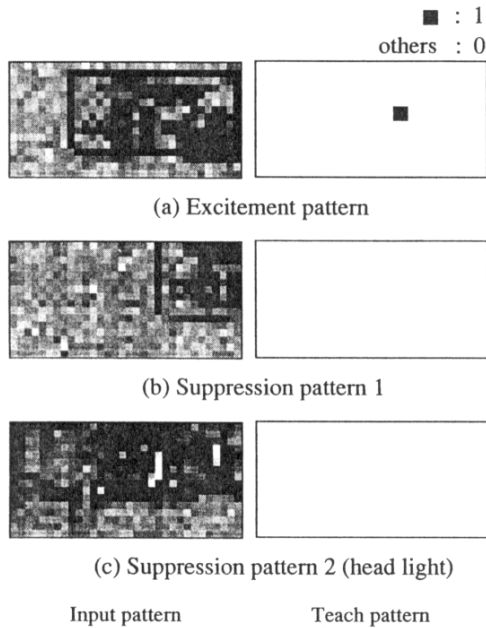


그림 4. 학습패턴의 예
Fig. 4. Examples of learning patterns

III. 번호판 위치검출 방법

3.1. 번호판 영역 계산법

신경망에서 학습법의 실용성과 용이성은 학습패턴에 의한 번호판 영역의 백분율에 따라 변화된다. 번호판 후보 영역이 포함된 윈도우 영역에서 가로는 W 로 표시하였고 세로는 H 로 표시하였다. 윈도우 영역 S_w 은 그림 5와 같이 부합되게 식 (2)를 통해 얻을 수 있었다.

$$S_w = HW \quad (2)$$

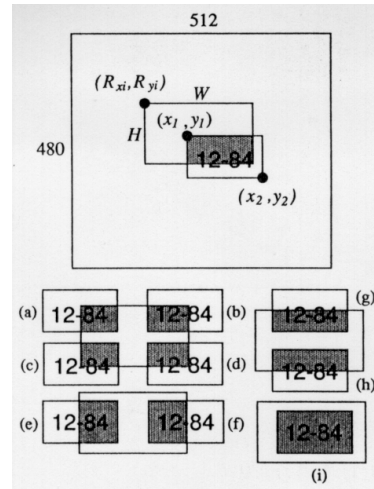


그림 5. 번호판 영역 계산
Fig. 5. Method of surface-area calculation.

번호판 영역 S_p 는 식 (3)으로부터 얻을 수 있다. (x_1, y_1) 는 번호판의 왼쪽 윗부분을 가리키고 (x_2, y_2) 는 번호판의 오른쪽 아래 부분을 가리킨다.

$$S_p = (x_2 - x_1 + 1)(y_2 - y_1 + 1) \quad (3)$$

윈도우 영역을 포함하는 번호판 입력 영역 S_i 는 다음과 같은 과정을 거치게 된다.

만약 (R_{xi}, R_{yi}) 가 윈도우 영역의 왼쪽위에 위치하게 된다면 식(4)에 의해서 번호판과 윈도우 영역의 위치관계를 가지고 (a)-(i)의 과정을 통해 계산된다.

$$S_i = \begin{cases} (a) (x_2 - R_{xi} + 1)(y_2 - R_{yi} + 1) \\ (b) (R_{xi} + W - x_1 + 1)(y_2 - R_{yi} + 1) \\ (c) (x_2 - R_{xi} + 1)(R_{yi} + H - y_1 + 1) \\ (d) (R_{xi} + W - x_1 + 1)(R_{yi} + H - y_1 + 1) \\ (e) (x_2 - R_{xi} + 1)(y_2 - y_1 + 1) \\ (f) (R_{xi} + W - x_1 + 1)(y_2 - y_1 + 1) \\ (g) (x_2 - x_1 + 1)(y_2 - R_{yi} + 1) \\ (h) (x_2 - x_1 + 1)(R_{yi} + H - y_1 + 1) \\ (i) (x_2 - x_1 + 1)(y_2 - y_1 + 1) \end{cases} \quad (4)$$

번호판 영역 추출결과와 백분율을 식(5)와 같이 정의하였다.

$$\alpha = \frac{S_i}{S_p} \times 100[\%] \quad (5)$$

3.2. 번호판 검출과정

차량의 번호판에서 센터위치는 다음의 과정에 의

해서 진행된다.

1. 신경망을 통해 윈도우 영역의 압축이미지를 가지고 3-1에서 기술했던 것과 같은 방법을 사용함으로써 출력값을 계산할 수 있다.
2. 산출된 출력값 16×8 과 확대된 192×96 값을 가지고 가우시안창을 적용함으로써 처리한다.
3. 그림 6에서 보여주는 것과 같이 임의의 이동값을 가지고 윈도우 영역을 x와 y방향으로 스캔한다.
4. 모든 입력 이미지는 1-3까지의 반복된 과정을 통해서 구해진다.
5. 계산을 통해 산출된 값 중에 가장 큰 출력 값이 번호판의 중앙부 위치 값이 된다.

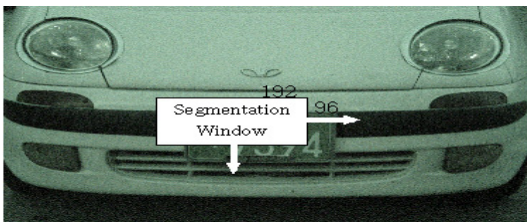


그림 6. 윈도우 영역의 스캔
Fig. 6. Scanning of the cutout window.
ss

3.3. 이미지 데이터

실제와 같은 환경을 위해서, 이 실험에서 사용된 이미지는 지하의 주차 차고에서 일시적으로 주차된 자동차의 이미지를 CCD 카메라에 의해 획득하였다. 입력이미지 순서는 그림 7에서 보여주는 것과 같다. 실험을 위하여 차량 595대의 이미지를 데이터 베이스화했고 데이터베이스화한 이미지 중에 22%는 배경색상이 번호판과 같은 그린색이다. 차량의 위치에 따라 촬영거리가 일정하지 않아 차량번호판의 사이즈가 모두 일정하지는 않다.



그림 7. 입력이미지의 예
Fig. 7. Examples of input images.

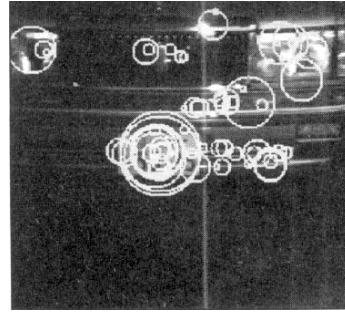


그림 8. 투영 합산의 예
Fig. 8. Projection summing examples

IV. 실험 결과

4.1. 학습영역 검출

학습 패턴에 의한 작은 번호판 영역을 가지고 신경망을 통하여 정확하게 위치를 검출하는 것은 어려운 일이다. 이는 검출오류 비율을 증가시키는 한 요소가 된다. 그러므로 팽창 학습에서 작은 번호판 영역을 포함하는 패턴을 포함하지 않기로 했다. 윈도우 영역의 변화 넓이는 x와 y방향으로 32화소로 설정하였고 번호판이 60%이상 번호판 입력 영역에 포함될 경우 성공적인 인식률을 확인하였다. 그림 8은 투영 합산의 예로서 원의 크기에 따른 신경망에서의 응답 포인트를 보여준다. 그림 8과 같이 번호판 중심 부근에 응답 포인트가 집중되어 있는 것을 확인 할 수 있다. 전조등이나 번호판 주위에 나타난 것은 검출오류 부분이다. 그림 9와 표 1에 학습영역 α 에 따른 번호판 검출 수와 검출률을 나타내었다. 번호판 입력 영역이 60%이상을 포함할 경우 98.5% (587/595)의 값으로 가장 좋은 인식률을 보여주었다. 실험을 통해 최적의 학습영역을 ($\alpha=60$) 산출해 낼 수 있었다.

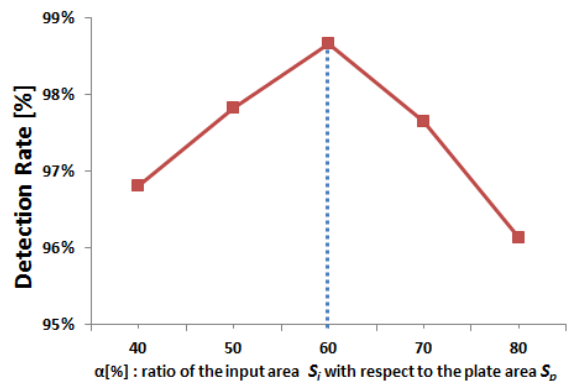


그림 9. 학습영역의 최적화
Fig. 9. Optimal learning area.

표 1. 학습영역의 최적화 결과
Table 1. Optimal learning area.

α [%]	40	50	60	70	80
Recognition Plates	576	582	587	581	572
Detection Rate [%]	96.8	97.8	98.7	97.6	96.1

4.2. 가우시안창의 유효성

투영 합산이 이루어질 때 이미지의 출력 값에 가우시안창을 적용하는 것은 번호판 인식율을 증가시키는데 영향을 끼친다. 우리는 실험에서 윈도우 크기를 16에서 28까지 화소를 변화시키며 다양한 윈도우 크기를 가지고 실험하였다. 명확한 결과값을 얻기 위해, 윈도우 영역에서 x와 y 방향 모두 64화소로 이동폭을 설정해야 했다. 가우시안창을 통한 최대 출력 값은 전조등에서 번호판 중앙부로 이동했음을 볼 수 있다. 그림 10에 투영 합산에 해당하는 예를 나타내었다. 실험에서 가우시안창을 사용하지 않은 경우 87.1%(518/595)에서 가우시안창을 사용한 경우에는 93.3%(555/595)로 14.2% 증가했음을 알 수 있었다. 실험결과 22화소의 가우시안창 크기는 22화소가 가장 최적값이었고 이 값은 차후의 시험에 사용되었다.

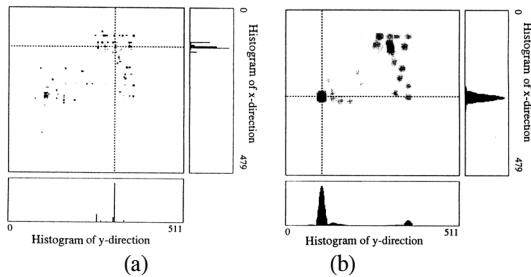


그림 10. 투영 합산의 예 (a) 가우시안창을 적용하지 않은 경우 (b) 가우시안창을 적용한 경우
Fig. 10. Example of projection sum (a) without Gaussian Window (b) using the Gaussian window

4.3. 제거 학습법

번호판의 최적의 학습 영역을 얻는 것에 대한 실험은 다수의 검출오류가 번호판 주위의 부분과 전조등 부분에 나타나는 것을 확인하였다. 제거 학습을 통해 검출오류 부분을 제거하기 위해 이 학습법을 사용하였다. 그림 11과 표 2는 제거 학습법을 적용한 후에 얻어진 검출결과를 나타내었다. 제거 학습을 사용하지 않은 경우 93.3%의 검출률을 보여주었고 번호판 주위를 제거한 경우 95.3%, 헤드라이트를 포함해서 제거한 경우는 96.5%까지 증가했

음을 보여주고 있다. 32화소 너비로 이동하였을 경우 98.7%(587/595) 검출율을 나타내었고, 다른 차에 대해서도 거의 동일하게 나타났다. 그러나 64화소 너비로 이동하였을 경우 단지 번호판 주위를 제거하였을 경우 93.3%(555/595)에서 95.3%(567/595)로 인식률이 증가하였다. 또한 전조등 포함해서 제거한 경우는 96.5% (574/595)까지 증가했음을 보여주고 있다.

표 2. 제거 학습 결과
Table 2. Result of suppression learning.

	shift width	without suppression learning	suppression learning	
			around plates	around plates + head light
Recognition Plates	32 pixel	586	587	587
	64 pixel	555	567	574
Detection Rate [%]	32 pixel	98.5	98.7	98.7
	64 pixel	93.3	95.3	96.5

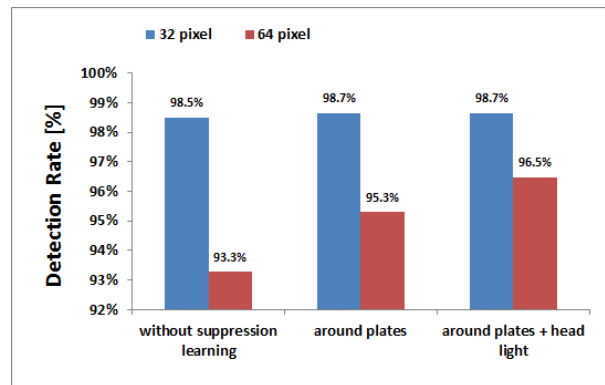


그림 11. 제거 학습 결과
Fig. 11. Result of suppression learning.

V. 결 론

본 논문에서는 신경망을 통한 차량번호판의 위치를 검출하는 방법을 제안하고 그 유효성을 보여주었다. 실험을 통해 윈도우 영역이 번호판 최적의 학습영역에 포함될 때 투영 합산 과정에 가우시안창을 적용함으로써 끼치는 영향에 대해서도 고찰하였다. 번호판 영역이 학습패턴에 의해 60% 이상 포함됐을 경우 32화소 값의 변화폭으로 595대의 자동차를 통해 실험한 결과로 97.5%의 인식율을 나타냈다. 그리고 본 실험에서 제거 패턴을 사용함으로써 번호판 주위나 헤드라이트 부분의 검출오류데이터를

억압함으로써 실제 번호판을 인식하는데 98.7%까지 개선된 결과를 보여주었고 여러 학습패턴을 적용함으로써 향상된 결과값을 얻을 수 있었다. 향후 과제로 100%의 결과를 산출하기 위해서는 번호판과 차량이 색상이 동일한 경우일 때나 기타 다른 요소들을 배제할 수 있는 기술이 요구된다.

참 고 문 헌

[1] K. Imai, K. Gohara, and Y. Uchigawa. Recognition of laterally written character lines using a 3-layered model. Trans. I.E.I.C.E., PRU91-3, 1991.

[2] J. Nishimura and N. Koyama. Learning capability vs input pattern resolution in back propagation method. Trans. Inst. Inf. Proc. Eng. Jpn., 35, No. 11, pp.2331-2337, 1994.

[3] H. Kato et al. Number plate recognition techniques. Mitsubishi Electric Industries Review, 62, No. 2, pp.8.12, 1988.

[4]. H. Takahashi, E. Maeda, A. Shio, and K. Ishii. Image recognition techniques for automation of parking garage supervision. NTT R&D, 41, No. 4, pp.493-500, 1992.

[5]. Y. Handa et al. Development and applications of fast image processing devices. Mitsubishi Heavy Industries Review, 27, No.1, pp.76-80 1990.

[6]. M. Deguchi, K. Kato, G. Miya, and M. Hinenoya. Development of a number plate reading device for computing the travel time. Sumitomo Electrical Industries, No. 139, pp.8-13, 1991.

[7]. T. Sai, T. Agui, and M. Nakajima. Number plate region extraction method using adaptive parameter flat area-restricted half conversion. I.E.I.C.E. (D-II),72, No. 4, pp. 597-604, 1994.

[8] F. Martin, M. Garcia, and L. Alba, "New methods for automatic reading of VLP's (Vehicle License Plates)," in Proc. IASTED Int. Conf. SPPRA, Jun. 2002.

[9] B. Hongliang and L. Changping, "A hybrid license plate extraction method based on edge statistics and morphology," in Proc.

ICPR, pp. 831-834, 2004.

[10] D. Zheng, Y. Zhao, and J. Wang, "An efficient method of license plate location," Pattern Recognit. Lett., vol. 26, no. 15, Nov. pp.2431-2438, 2005.

[11] ZHOU Kaijun, CHEN Sanbao, XU Jiangling, Research of Vehicle License Plate Location and Character Segmentation Under Complex Scenes, Computer Engineering, pp.198-200, 2007.

[12] HO-Sik Park, Cheol-Soo Bae, "An Efficient Vehicle Parking Detection Method Using Gray Scale Images", Journal of Korea Information and Communications Society, Vol 36, No10, pp.629-634, 2011.

[13] Cheol-Soo Bae, Hyun-Yeol Kim, Tae-Woo Kim, Yong-Seok Kang, Suen-Ki Hwang, "Implementation of Smart car using Fuzzy Rules", Journal of Korea Institute of Information, Electronics and Communication Technology, Vol. 5, No2, 2012.

강 용 석 (Yong-Seok Kang)



2008년 2월 강원대학교 대학원 자동차공학과 졸업 (공학석사)
 2012년 현재 관동대학교 대학원 전자통신공학과 박사과정
 1996~2001년 대우자동차 근무
 2001~2006년 한국산업인력공단
 2006년~현재 한국폴리텍대학 자동차학과 조교수
 <관심분야> 영상처리, 신호처리시스템, 영상압축

배 철 수 (Cheol-Soo Bae)



1979년 2월 명지대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
 1981년 2월 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1988년 8월 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업 (공학박사)
 1999년 3월~2001년 5월 관동

대학교공과대학 학장
 2001년 6월~2003년 8월 관동대학교 평생교육원장
 1981년~현재 관동대학교 전자정보통신공학부 교수
 <관심분야> 영상처리, 신호처리시스템, 영상압축