

에지 투영과 PCA를 이용한 차대 번호 인식

Vehicle Identification Number Recognition using Edge Projection and PCA

안인모, 하종은*
(In-Mo Ahn¹ and Jong-Eun Ha²)

¹Masan College

²Seoul National University of Science and Technology

Abstract: The automation of production process is actively expanding for the purpose of the cost reduction and quality assurance. Among these, automatic tracking of the product along the whole process of the production is also important topic. Typically this is done by adopting OCR technology. Conventional OCR technology operates well on the rather good quality of the image like as printed characters on the paper. In industrial application, IDs are marked on the metal surface, and this cause the height difference between background material and character. Illumination systems that guarantee an image with good quality may be a solution, but it is rather difficult to design such an illumination system. This paper proposes an algorithm for the recognition of vehicle's ID characters using edge projection and PCA (Principal Component Analysis). Proposed algorithm robustly operates under illumination change using the same parameters. Experimental results show the feasibility of the proposed algorithm.

Keywords: OCR, segmentation, vehicle ID

I. 서론

비용 절감과 품질 보증을 위해 다양한 공장 자동화 관련 기술이 생산 현장에 적용되고 있다. 이들 분야중 생산 공정에서의 제품의 일관된 추적은 중요한 부분이다. 일반적으로 이를 위해서는 제품의 표면에 바코드 등을 부착하여 이를 인식하는 방법이 많이 사용되고 있다. 그러나 고온 고정 등의 경우 바코드를 제품의 표면에 부착하기 어렵게 된다. 이러한 경우에는 주로 시각 과정을 통해 제품의 표면에 각인하는 방법을 사용하고 있다. 이러한 시각 과정을 통한 경우에는 제품의 표면과의 높이차가 존재하게 되며 이로 인해 균일한 영상을 얻기 위한 조명 시스템의 설계가 어렵게 된다.

본 논문에서는 차대 번호를 제조 현장에서 인식하기 위한 머신 비전 응용에 대해 다루도록 한다. 차대 번호 (Vehicle Identification Number)는 영문 대문자와 0에서 9사이의 숫자의 조합으로 17문자로 이루어져 있으며, 자동차의 고유한 식별 번호이며 시각 과정을 통해 제품의 표면에 나타낸다.

문자 인식은 컴퓨터의 처리 능력 향상 및 다양한 알고리즘의 등장에 따라 인쇄체뿐만 아니라 필기체 등에서도 많은 성과 및 연구 결과를 보여주고 있다[1-5]. 또한 관련 분야의 기술의 발달에 힘입어 PCB상의 문자 인식, 비디오상의 문자 인식등 다양한 산업 분야에서도 활발히 활용되고 있다[6-8]. 기존의 방법들은 배경부와 문자부사이의 높이차가 없는 인쇄된 문자에 대해 다루고 있으며 본 논문에서 다루는 차대 번호에 적용하기 위해서는 차대 번호 이미지의 특성을 반영한 개선이 필요하다.

머신 비전을 응용을 위한 상용 제품의 경우 패턴 매칭에 기반한 상대적으로 단순한 문자 인식 기능을 제공하고 있다 [10,11]. 일반적으로 신경회로망 기법을 이용한 문자 인식 방법이 높은 인식율을 제공한다는 것이 알려져 있다[12,13]. 그러나 안정적인 신경회로망의 작동을 위해서는 학습시 많은 수의 샘플을 요구하고 있다. 그러므로 본 연구에서 다루는 차대 번호 인식과 같은 머신 비전 응용 분야의 적용을 위해서는 어려움이 따르게 된다.

본 논문에서는 차대 번호 문자 형성 과정의 특성을 반영하여 누적된 에지 투영 정보를 특징치로 이용한 문자 인식을 방법을 제안하도록 한다. 에지 정보의 경우, 조명의 변화 등에도 밝기 값보다 상대적으로 강인하게 대처할 수 있다. 또한, 본 연구에서는 주어진 문자 패턴에 적합한 적은 수의 샘플을 이용하여 학습이 가능하고 인식을 수행할 수 있는 주성분 분석(PCA: Principle Component Analysis)에 기반한 방법을 제안하도록 한다. 이를 통해 머신 비전등의 응용 분야에 효과적으로 사용될 수 있음을 실험 결과를 통해 보이도록 한다.

II. 문자 영역 분리 및 문자 분리

문자 인식의 전처리 과정은 이미지상에서 문자 단위로 추출하는 것이다. 본 연구에서 대상으로 하는 금속 표면에 각인된 문자의 경우의 대표적인 영상은 그림 1과 같다. 종이에 프린트 된 문자의 경우, 문자와 배경부가 동일 평면상에 존재하므로 양호한 영상을 얻기 위한 조명 시스템의 설계가 용이하게 된다. 그러나 각인된 문자의 경우에는 배경부와 문자부 사이의 높이 차 존재하게 되며, 이로 인해 양호한 이미지를 얻기 위한 조명 시스템의 설계가 어렵게 된다. 그림 2는 그림 1에 다양한 역치값을 적용한 이치화 결과들이다. 그림 2의 결과에서 알 수 있듯이 문자 영역의 원활한 추출을 위한

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 8. 12., 수정: 2010. 10. 21., 채택확정: 2011. 3. 11.

안인모: 마산대학 로봇자동화과(imahn@masan.ac.kr)

하종은: 서울과학기술대학교 자동차공학과(jeha@seoultech.ac.kr)

이치화 결과를 얻기 어려움을 알 수 있다. 본 연구에서는 저자가 제안한 수평 및 수직 방향의 에지 누적 정보와 동적 계획법(dynamic programming)을 이용한 문자 분리 방법을 이용하도록 한다[9]. 그림 3은 누적된 수평 에지 성분과 수직 에지 성분을 이용하여 문자들을 포함하는 사각 영역 검출 결과를 보여주고 있다. 이러한 사각 영역에서 그림 4와 같이 문자 분리 지점을 구하기 위한 탐색 영역을 설정하고 있다. 그림 5는 동적 프로그래밍을 통한 최종 문자 분리 결과이다. 이러한 자동 문자 추출 기법은 PCA를 이용한 문자 학습을 위한 데이터 준비 과정과 인식 과정에도 동일하게 사용하였다.

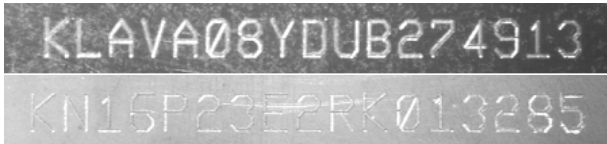


그림 1. 전형적인 전형적인 차대 번호 이미지.
Fig. 1. Typical images of vehicle ID.

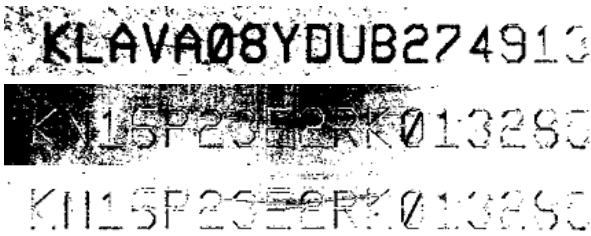


그림 2. 다양한 역치값을 사용한 이치화 예.
Fig. 2. Results of binarization using various thresholds.

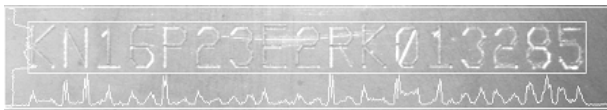


그림 3. 에지 투영을 이용한 문자 영역의 추출.
Fig. 3. Extraction of characters' region using edge projection.

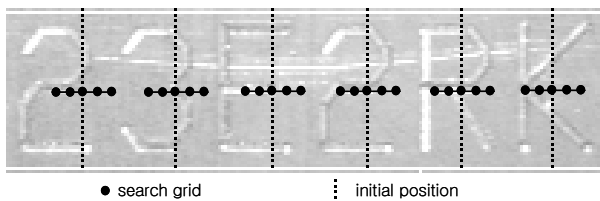


그림 4. 문자 분리를 위한 탐색 영역의 구성.
Fig. 4. The configuration of search area for character segmentation.

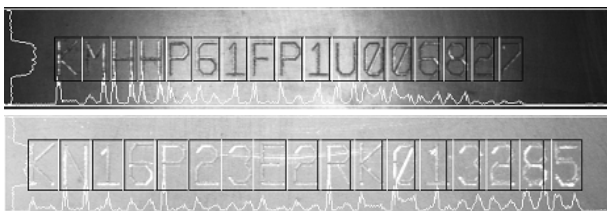


그림 5. 문자 분리 결과.
Fig. 5. Result of character segmentation.

III. 에지 투영 및 PCA를 이용한 문자 인식

문자 인식을 위해서는 다양한 방법론이 존재하며, 현재 상용으로 나와 있는 제품의 경우 템플릿 기반 및 학습 기반에 의한 방법들이 있다. 신경망을 이용한 학습 기법의 경우 환경의 변화에 대한 적응성이라는 장점을 가지지만 안정적인 학습을 위해서는 많은 샘플 이미지의 확보가 필요하다. 또한 현장 설치시 현장 상황에 따른 다양한 인자의 설정등이 요구되고 있다.

본 논문에서는 일반적인 문자인식이 아니라 주어진 차대 번호의 강인한 인식을 목표로 누적된 일차원 에지 투영 정보를 특징치로 이용한 PCA 기반 문자 인식 방법을 제안하도록 한다.

신경망을 이용한 일반적인 문자 인식 방법은 각 해당 문자에 대해 이치화를 적용 후 격자 영역으로 이미지를 분할 후 각 격자영역에서 문자 영역의 픽셀 수 등을 특징치로 사용하는 방법이 있다. 본 연구에서 대상으로 하는 차대 번호의 경우 복잡한 배경부분으로 일관된 이치화 결과를 확보하기 어렵게 되며 이로 인해 신경망을 이용한 학습 기법을 적용하기에는 많은 어려움이 뒤따른다.

본 연구에서는 강인한 문자 인식과 고속의 처리를 위해 문자 분리 단계에서 사용한 에지 투영의 결과를 인식에서도 동일하게 사용하도록 한다. 이와 같이 문자 분리 단계 및 문자 인식 단계의 전과정을 통해 에지 투영 정보를 이용함으로써 조명 변화에 대한 강인성과 고속처리가 가능하게 된다.

일반적인 문자 인식 알고리즘의 경우, 2차원 문자 영역을 $M \times N$ 영역으로 분할 후 각 영역에서의 밝기값의 분포 또는 이치화 후의 분포 등을 이용하고 있다. 상기의 특징치들의 경우, 본 연구에서 다루는 차대 번호와 같은 복잡한 배경부에 대해서는 민감한 결과를 줄 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 에지 정보를 이용하며 또한 배경부의 변화에 강인하게 대처하기 위해 x, y 축으로 투영 후 이들 1차원 분포를 사용하도록 한다. 그림 6은 전 절의 문자 분리 방법을 적용 후 각 문자 영역에서 수직 방향으로 에지를 누적한 결과이다. 조명 조건의 급격한 변화에는 누적 투영한 에지 분포의 균일한 경향이 깨어지는 경우도 발생하지만 일정 정도 경향성을 유지함을 알 수 있다.

각 문자에 대한 PCA 학습 과정은 다음과 같다. 각 문자에 대해 x, y 축으로 누적 투영한 분포를 다음과 같이 정의하도

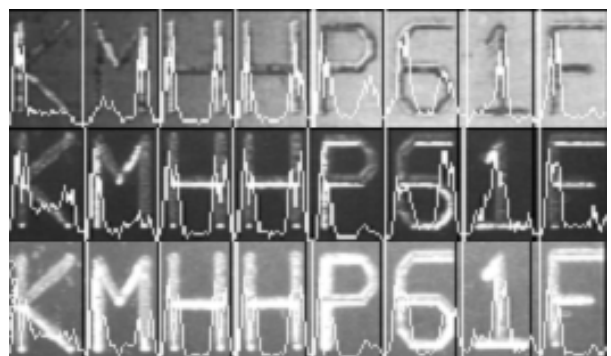


그림 6. 수직 방향으로의 에지 투영 결과.
Fig. 6. Result of edge projection along vertical direction.

록 한다.

$$D_i = [e_x^1 \ e_x^2 \ \dots \ e_x^m \ e_y^1 \ e_y^2 \ \dots \ e_y^n]^T \quad (1)$$

e_x^i 는 x 축으로 투영한 에지의 i 번째 성분이며, e_y^i 는 y 축으로 투영한 에지의 i 번째 성분이다. 하나의 문자 샘플에 대해 식 (1)과 같이 x, y 축상의 두 개의 일차원 분포로 이루어진 $(m+n)$ 크기의 열 벡터로 이루어진 학습 데이터를 구성하게 된다. l 개의 샘플의 평균은 다음과 같다.

$$M = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l D_k \quad (2)$$

각 샘플의 평균과의 차이는 다음과 같이 정의할 때

$$S_i = D_i - M \quad (3)$$

l 개의 주성분은 다음의 공분산 행렬의 고유치와 고유값으로부터 구할 수 있다.

$$C = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l S_i S_i^T \quad (4)$$

식 (4)의 공분산 행렬의 k 번째 고유 벡터를 u_k 라고 할 때 새로운 샘플 N_i 의 투영 좌표는 다음과 같다.

$$\omega_k = u_k^T (N_i - M) \quad (5)$$

위의 과정을 통해 $m(m \leq l)$ 개의 투영좌표를 구하게된다.

$$\Omega = [\omega_1 \ \omega_2 \ \dots \ \omega_m]^T \quad (6)$$

식 (6)의 투영 좌표는 하나의 문자를 대표하는 m 차원에서의 지점이며, 인식과정은 다음의 오차를 최소화하는 모델을 찾으면 된다.

$$\varepsilon_k = \|(\Omega - \Omega_k)\| \quad (7)$$

차대 번호의 경우 A-Z 및 0-9 까지의 36개의 문자로 구성되어 있다. 일반적인 차대 번호의 구성은 이와 같은 문자의 조합으로 17개의 문자로 구성되어 있다. 36개의 문자에 대해 위의 과정을 통해 36개의 모델을 구축하도록 한다.

먼저 각 영역에서 에지 정보를 구한 후 크기를 정규화하도록 한다. 정규화 과정을 통해 조명의 변화에 의한 밝기값의 변화에 대해 일정 정도 대응을 할 수 있게 된다. 또한 PCA 학습을 위해 문자부의 크기를 일정 크기로 정규화하며, 정규화 과정시 보간은 선형 보간을 따른다. 문자 인식 과정은 문자를 추출후 추출된 각 문자에 대해 학습된 36개의 문자 모델과의 거리를 식 (7)을 이용해 구한 후 최소의 거리에 해당하는 문자를 찾는다.

IV. 실험 결과

문자 학습을 위해서는 그림 7의 이미지를 사용하였으며 각 문자에 대해 11개씩의 샘플을 사용하였다. 실험을 위해 금속 표면에 차대 번호와 같이 시각 과정을 통해 문자들을 각인하여 사용하였다. 각 문자에서 x, y 축상의 정규화된 크기는 각각 30픽셀이다. 그러므로, 특징치는 1×60 차원의 열

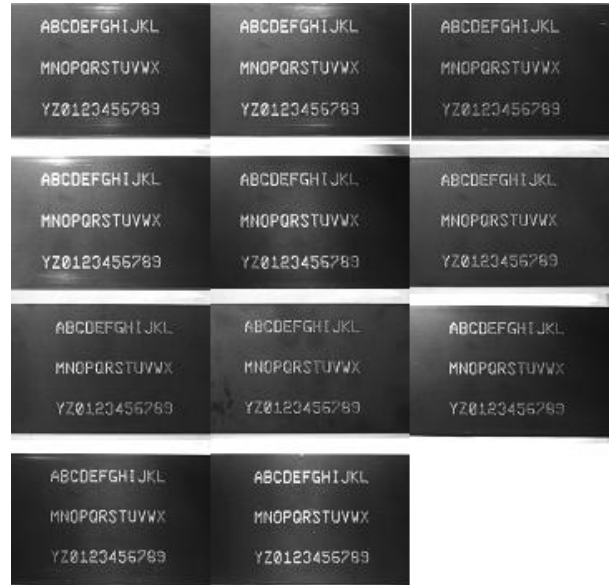


그림 7. 학습을 위해 사용된 샘플들.

Fig. 7. Samples used as training.

벡터이다. PCA 과정을 적용 후 10개의 기저 벡터를 모델로 사용하였다.

학습 후 이들 학습 이미지에 대한 인식 결과는 예상대로 정확하게 문자들을 인식함을 알 수 있다. 실패 경우는 하나의 문자이며 이는 $(1/(36 \times 11)) \times 100 = 0.0025\%$ 에 해당한다. 학습 데이터에 대한 인식율은 상당히 높음을 알 수 있다. 또한 에지 투영에 의한 특징치의 사용이 적절함을 알 수 있다. 또한 문자 인식단계에서는 모든 후보 36개에 대한 거리에 대한 정렬된 순서를 제공하고 있으며, 상기의 실험에서 오인식된 문자의 경우에도 높은 우선 순위속에 포함되어 있으므로, 이후의 추가적인 처리를 통해 안정적으로 검출할 수 있으리라 본다.

조명 조건의 변화에 대한 알고리즘의 성능을 검증하기 위한 실험을 다음과 같이 수행하였다. 할로젠, LED, 형광등의 조명을 사용하였으며 동일 조명에서 입사각등의 조명 조건을 달리하면서 취득한 영상을 이용하였다. 그림 8 ~ 그림 13은 테스트에 사용한 7개의 그룹 이미지들을 보여주고 있다. 차대번호의 경우 금속 표면등에 식각하여 문자를 형성하



그림 8. 테스트 그룹 1.

Fig. 8. Test group 1.



그림 9. 테스트 그룹 2.
Fig. 9. Test group 2.



그림 10. 테스트 그룹 3.
Fig. 10. Test group 3.

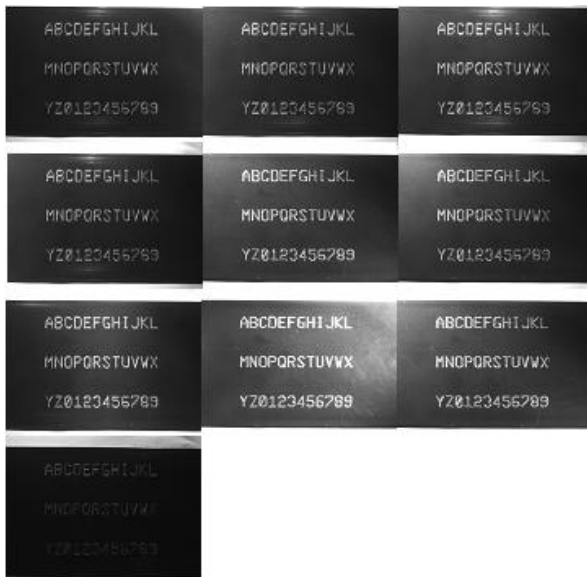


그림 11. 테스트 그룹 4.
Fig. 11. Test group 4.



그림 12. 테스트 그룹 5.
Fig. 12. Test group 5.



그림 13. 테스트 그룹 6.
Fig. 13. Test group 6.



그림 14. 테스트 그룹 7.
Fig. 14. Test group 7.

표 1. 각 그룹별 문자 인식 성능.

Table 1. Performance of recognition according to group.

테스트 그룹	총 문자수	오인식 문자수	인식율 [%]
1	288	8	97.2
2	180	8	95.6
3	180	28	84.4
4	360	44	87.8
5	180	41	77.2
6	288	5	98.3
7	288	47	83.7
총합	1764	171	89.2

표 2. 그룹별 오인식 경우.

Table 2. Failure case according to group.

테스트 그룹	오인식 경우-참값(판단값)
1	D(O),H(N),N(W),O(P),P(F),Q(R),S(O),8(9)
2	B(M),O(K),O(K),P(K),O(L),Z(S),2(B),7(O)
6	E(2),V(0),W(9),X(Z),Q(O)

로 배경부와 문자부 사이에 분명한 높이 차이가 존재하며 이로 인해 조명 조건의 변화에 대해 민감하게 전체 이미지가 영향을 받게 된다. 이는 그림 10 ~ 그림 12와 그림 14의 예에서 알 수 있다.

표 1은 각 그룹에 대한 문자 인식 결과를 보여주고 있다. 전체적인 최종 성능은 총 1764개의 문자에 대해 1593개의 문자에 대해 성공적으로 인식을 수행하였으며, 이는 89.2%의 인식율에 해당한다. 문자 추출 알고리즘의 경우에는 이들 다양한 테스트 이미지들에서 안정적으로 문자부를 추출할 수 있었다. 그러나, 문자 인식의 경우에는 제안한 알고리즘의 경우 조명의 변화에 의존함을 알 수 있다. 이는 조명 조건의 변화가 삼차원 형상을 가진 문자부에 직접적인 영향을 미쳐 전체 이미지상에서의 밝기값의 분포가 달라지고, 이로 인해 투영된 에지 분포가 학습 이미지와는 다른 양상을 보이기 때문이다.

그림 7의 학습 샘플과 비슷한 조명 조건하의 테스트 이미지들인 그룹 1,2,6에서는 평균 97.0%의 인식율을 얻을 수 있었다. 이를 통해 학습 조건의 영상과 비슷한 조명 조건하에서는 제안한 알고리즘이 강인하게 작동함을 알 수 있다. 테이블 2는 이들 경우에서 오인식 결과들을 보여주고 있다.

차대 번호의 인식을 위해 10장 내외의 학습 이미지를 이용하여 학습 이미지와 비슷한 조명 조건하의 테스트 이미지에 대해 97.0%정도의 인식율을 얻을 수 있다. 본 논문에서 제안된 알고리즘의 효과적인 사용을 위해서는 먼저, 조명 시스템을 선정후 소수의 학습 이미지를 이용하여 학습 후 인식을 수행하는 것이다. 제안 알고리즘은 학습 데이터의 준비 시에도 에지 정보를 이용한 개별 문자의 자동 추출이 가능하므로 쉽고 빠르게 주어진 환경하의 이미지를 이용하여 학습이 가능하다. 일반적인 머신 비전 환경에서는 원하는 조명 이외의 다른 조명 성분이 들어오지 않게 하우징등을 설치하여 사용하므로 본 연구에서 제안된 알고리즘을 실제 환경에도 적용하는 것이 가능하리라 본다.

V. 결론

본 논문에서는 시각 과정을 통해 각인된 문자 인식을 위한 에지 누적 투영 분포를 특징치로 사용한 PCA 기반의 방법을 제안하였다. 각인된 문자의 경우 배경 부분과 문자 부분의 높이차의 존재로 인해 균일한 영상을 얻기 어려우며 이로 인해 기존의 이치화 후의 밝기값 분포나 개수 등의 특징치를 이용한 학습 방법은 어려움이 따르게 된다. 본 연구에서 제안한 방법은 적은 수의 학습 데이터를 필요로 하며 조명 조건의 일정 정도 변화에도 강인하게 작동하므로 산업 현장에서 유용하게 사용할 수 있으리라 본다.

참고문헌

[1] L. Yi, "Machine printed character segmentation - an overview," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 1, pp. 67-80, 1995.
 [2] S. Kanhan, T. Pavlidis, and H. S. Baird, "On the recognition of printed characters of any font and size," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 2, pp. 274-288, 1978.
 [3] G. Baptista and K. M. Kulkarni, "A high accuracy algorithm for recognition of handwritten numerals," *Pattern Recognition*, vol. 21, no. 4, pp. 287-291, 1988.

[4] S. H. Kim, S. W. Jeong, and I. S. Oh, "A survey on the off-line recognition of handwritten korean characters," *Proc. of KIISE (Korean Institute of Information Scientists and Engineers)*, pp. 396-398, 1998.
 [5] S. S. Kim, H. K. Kwag, and S. H. Kim, "A survey on the research of optical font recognition," *University Journal of Chonnam*, vol. 5, no. 1, pp. 1-16, 2001.
 [6] J. H. Jung and J. H. Park, "A PCB character recognition system using rotation-invariant features," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering(in Korean)*, vol. 12, no. 3, pp. 241-247, Mar. 2006.
 [7] S. W. Lee, D. J. Lee, and H. S. Park, "A new methodology for gray-scale character segmentation and recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 10, pp. 1045-1050, 1996.
 [8] T. Sato, M. Smith, S. Satoh, T. Kanade, and E. Hughes, "Video OCR: indexing digital news libraries by recognition of superimposed caption," *ACM Multimedia Systems Special Issue on Video Libraries*, vol. 7, no. 5, pp. 385-395, 1999.
 [9] J. E. Ha, D. J. Kang, M. H. Jeong, and W. H. Lee, "Robust segmentation of characters marked on surface," *LNCIS 345*, pp. 478-487, 2006.
 [10] www.cognex.com.
 [11] www.matrox.com.
 [12] S. Mori, C. Y. Suen, and K. Yamamoto, "Historical review of OCR research and development," *Proc. of the IEEE*, vol. 80, no. 7, pp. 1029-1058, 1992.
 [13] R. Plamondon and S. N. Srihari, "Online and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 1, pp. 63-84, 2000.

안 인 모



1981년 동아대학교 전기공학과 졸업. 1983년 동아대학교 전기공학과 공학석사. 1992년~1994년 KAIST 자동화 및 설계공학과 박사과정수료. 2003년 단국대학교 전기공학과 공학박사. 1984년~1990년 삼성전자, LG전자 연구원. 1990년~1994년 한국생산기술연구원 책임연구원. 1994년~현재 마산대학 전기컴퓨터공학과 교수. 관심 분야는 로봇비전, PLC 제어, 반도체물류 자동화.

하 종 은



1992년 서울대학교 기계공학과 졸업. 1994년 서울대학교 기계공학과 석사. 2000년 한국과학기술원 기계공학과 박사. 2000년~2002년 삼성코닝. 2002년~2005년 동명대학교 멀티미디어공학과. 2005년~현재 서울과학기술대학교 자동차공학과. 관심분야는 지능형 자동차/로봇, 무인 자율 주행, 삼차원 복원, 머신 비전.