

# 객체검출을 위한 빠르고 효율적인 Haar-Like 피쳐 선택 알고리즘

정 병 우\*, 박 기 영\*, 황 선 영<sup>o</sup>

## A Fast and Efficient Haar-Like Feature Selection Algorithm for Object Detection

Byung Woo Chung\*, Ki-Yeong Park\*, Sun-Young Hwang<sup>o</sup>

### 요 약

본 논문은 객체검출(object detection)에 사용되는 분류기의 학습을 위한 빠르고 효율적인 Haar-like feature 선택 알고리즘을 제안한다. 기존 AdaBoost를 이용한 Haar-like feature 선택 알고리즘은 학습 샘플들에 대한 피쳐의 여러만을 고려하여 형태적으로 유사하거나 중복되는 피쳐가 선택되는 경우가 많았다. 제안하는 알고리즘은 피쳐의 형태와 피쳐간의 거리로부터 피쳐의 유사도를 계산하고 이미 선택된 피쳐와 유사도가 큰 피쳐들을 피쳐 세트에서 제거하여 빠르고 효율적인 피쳐 선택이 이루어지도록 하였다. FERET 얼굴 데이터베이스를 사용하여 제안된 알고리즘을 사용하여 학습시킨 분류기와 기존 알고리즘을 사용한 분류기의 성능을 비교하였다. 실험 결과 제안한 피쳐 선택 방법을 사용하여 학습시킨 분류기가 기존 방법을 사용한 분류기보다 향상된 성능을 보였으며, 동일한 성능을 갖도록 학습시켰을 경우 분류기의 피쳐 수가 20% 감소하였다.

**Key Words** : Haar-like Feature, Machine Learning, Classifier, Feature Selection, Object Detection

### ABSTRACT

This paper proposes a fast and efficient Haar-like feature selection algorithm for training classifier used in object detection. Many features selected by Haar-like feature selection algorithm and existing AdaBoost algorithm are either similar in shape or overlapping due to considering only feature's error rate. The proposed algorithm calculates similarity of features by their shape and distance between features. Fast and efficient feature selection is made possible by removing selected features and features with high similarity from feature set. FERET face database is used to compare performance of classifiers trained by previous algorithm and proposed algorithm. Experimental results show improved performance comparing classifier trained by proposed method to classifier trained by previous method. When classifier is trained to show same performance, proposed method shows 20% reduction of features used in classification.

### I. 서 론

객체검출 (object detection)은 영상에서 얼굴이나 차량 같은 특정 종류의 객체를 찾는 것으로 영상 검

색 (image retrieval), 감시 카메라, 첨단 운전자 지원 시스템 (Advanced Driver Assistance System)을 비롯한 많은 분야에서 사용된다<sup>1,2</sup>. 객체검출이 다양한 분야에서 응용되기 위해서는 빠른 처리속도가

\* 주저자 : 서강대학교 전자공학과 CAD&ES 연구실, jas8254@sogang.ac.kr, 학생회원

<sup>o</sup> 교신저자 : 서강대학교 전자공학과 CAD&ES 연구실, hwang@sogang.ac.kr, 종신회원

\* 서강대학교 전자공학과 CAD&ES 연구실, cpky@miware.co.kr

논문번호 : KICS2013-04-199, 접수일자 : 2013년 4월 30일, 최종논문접수일자 : 2013년 6월 5일

중요하다. Viola와 Jones에 의해 제안된 Haar-like feature<sup>[3]</sup>와 AdaBoost<sup>[4]</sup>에 기반한 객체검출 기술은 높은 정확도와 빠른 처리속도를 보여주어 많은 연구들에서 응용되었다<sup>[5-7]</sup>. Haar-like feature는 적분영상<sup>[3]</sup>을 사용하면 빠르게 계산할 수 있으며, AdaBoost 알고리즘은 분별력이 가장 높은 피쳐를 선택하여 강분류기를 학습시키는데 사용한다. 이들은 여러 강분류기들을 간단한 것에서 복잡한 것의 순서로 배치한 cascade 구조를 사용하여 정확도를 유지하면서도 처리속도가 높은 객체검출기를 구현하였다<sup>[8]</sup>.

객체검출에서는 객체의 자세, 주위 환경 또는 이미지의 상태에 영향을 적게 받는 피쳐들을 사용해야 한다. 기존의 피쳐 선택 방법은 Wrapper model<sup>[9]</sup>과 Filter model<sup>[10]</sup>이 있다. Wrapper model은 미리 정해진 학습 알고리즘의 정확도를 기반으로 선택된 피쳐 세트의 유용도를 결정한다. 이 방법은 피쳐의 개수가 많아질수록 유용도를 계산하는데 필요한 시간이 늘어난다는 단점이 있다<sup>[9]</sup>. Filter model은 피쳐 선택을 분류기의 학습 과정과 분리하고 다른 어떠한 학습 알고리즘과는 독립적으로 피쳐 세트를 선택하는 방법으로 학습 데이터의 각종 특징 점들을 추출하여 이를 기준으로 피쳐 세트를 선택한다. Viola와 Jones가 사용한 AdaBoost에 기반한 피쳐 선택 방법은 Wrapper model 방법보다 빠르다<sup>[11]</sup>. AdaBoost를 이용한 피쳐 선택 방법은 가중치가 고려된 학습 샘플들에 대해서 가장 작은 에러를 보이는 피쳐를 선택하는 것으로 최적화된 방법이 아니다. 이를 개선하기 위하여 AdaBoost와 함께 부동 탐색 알고리즘<sup>[12]</sup>, 진화 탐색 알고리즘<sup>[13]</sup>을 사용하는 방법이 제안되었다. 그러나 이들 방법도 피쳐의 에러만을 고려하고 피쳐의 형태는 고려하지 않아 이전 피쳐와 유사하거나 중복되는 피쳐가 선택되는 경우가 발생한다. 기존 연구에서는 PCA를 이용하여 분류기를 구성하는 피쳐의 수를 줄이는 방법<sup>[14]</sup>이 사용되었지만, 본 논문에서는 피쳐의 에러와 함께 형태적 유사도를 고려하는 피쳐 선택 방법을 제안한다. 제안된 방법을 사용하면 유사하거나 중복되는 피쳐가 제거되어 객체를 더 효율적으로 기술할 수 있다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 연구 배경을 설명하고, 3절에서는 Haar-like feature의 유사도 계산 방법과 이를 이용한 효율적인 피쳐 선택 방법을 기술한다. 4절에서는 제안된 방법을 사용하여 학습시킨 분류기와 기존 방법으로 학습시킨 분류기와 비교한다. 5절에서는 결론 및 추후 과제를 제시한다.

## II. 연구 배경

본 절에서는 Viola와 Jones의 객체 검출기를 구성하는 Haar-like feature, 적분영상과 AdaBoost 알고리즘에 대해 설명하고 AdaBoost를 이용한 피쳐 선택 방법에 대해 설명한다.

### 2.1. Haar-like feature

Papageorgiou<sup>[15]</sup> 등은 객체의 공통적이 특징을 기술하기 위해 Haar wavelet을 사용할 것을 제안하였고 Viola와 Jones<sup>[3]</sup>는 이를 확장시킨 Haar-like feature의 사용을 제안하였다. Haar-like feature는 그림 1과 같이 두 개 이상의 인접한 사각형 영역들로 구성되며 그 값은 영역들 간의 밝기차로 정의된다.

### 2.2. 적분 영상

Haar-like feature는 적분영상을 사용하면 그 크기와 상관없이 일정한 연산량으로 계산할 수 있다. 적분영상은 각 픽셀이 영상의 원점으로부터 해당 픽셀 위치까지의 사각형 영역의 모든 픽셀들의 합을 갖는 영상이다. 그림 2에서 사각형 D영역의 픽셀들의 합은 적분영상에서 4개의 픽셀만을 참조하여 계산할 수 있다. 적분영상에서의 픽셀 1은 A영역의 픽셀들의 합이며 픽셀 2는 A와 B영역의 합, 픽셀 3은 A, C영역의 합, 그리고 픽셀 4는 A, B, C, D영역의 합이므로 D영역 픽셀들의 합은 적분영상의 4개 픽셀을 참조하여  $4+1-(2+3)$ 으로 구할 수 있다<sup>[3]</sup>.

### 2.3. AdaBoost 알고리즘

객체검출기에서는 객체와 배경을 분류하기 위하여 분류기를 사용한다. 분류기는 객체 샘플들과 배경의 샘플들을 사용하여 학습시킨다. Viola와 Jones는 분류기를 학습시키기 위해 유사 AdaBoost 알고리즘을 사용하였다<sup>[3]</sup>. AdaBoost는 성능이 낮은 약분류기들을 조합하여 강분류기를 구성하는 알고리즘으로 약

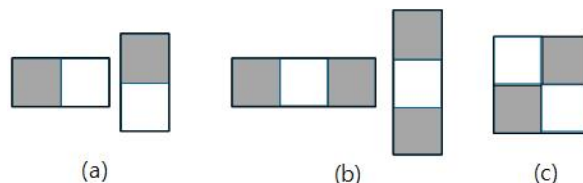


그림 1. Haar-like feature. (a) 2개의 사각형으로 구성된 피쳐. (b) 3개의 사각형으로 구성된 피쳐. (c) 4개의 사각형으로 구성된 피쳐.

Fig. 1. Haar-like feature. (a) features made of 2 rectangles. (b) features made of 3 rectangles. (c) feature made of 4 rectangles.

A	B	2
	1	
C	D	4
	3	

그림 2. 적분영상의 계산. D영역의 픽셀 값들의 합은 4+1-(2+3)으로 계산된다.  
 Fig. 2. Calculation of integral image. The sum of pixels within rectangle D can be calculated as 4+1-(2+3).

분류기에 의해 옳게 판정된 샘플들의 가중치는 낮추고 잘못 판정된 샘플들의 가중치는 높이는 과정을 반복하여 강분류기를 구성한다<sup>[4]</sup>. 이 과정은 강분류기의 성능이 목표에 도달할 때까지 반복된다. 그림 3은 AdaBoost 알고리즘을 이용한 분류기 학습과정을 보여준다.

2.4. 피쳐 선택

Viola와 Jones는 AdaBoost를 이용하여 피쳐의 과완전 집합 (over-complete set)에서 분별력이 가장 큰 피쳐를 선택하여 약분류기로 사용했다<sup>[3]</sup>. 피쳐의 과과완전 집합은 객체 크기의 윈도우에 피쳐 영역의 중첩을 허용하며 그림 1의 피쳐들을 크기와 위치를 변경해 가며 채워 구성한다. 피쳐 선택을 위하여 학습 샘플들에 대해 과완전 집합의 모든 피쳐들의 에러를 계산한다. 에러는 샘플의 가중치를 고려하여 계산하며 에러가 가장 작은 피쳐가 선택된다. AdaBoost를 이용한 피쳐 선택 방법은 최적화된 방법은 아니다. 이를 개선하기 위한 여러 연구가 이루어졌다. Li 등은 부동 탐색 알고리즘을 AdaBoost와 결합한 FloatBoost<sup>[12]</sup>를 제안하였으며, Treptow와 Zell은 피쳐 선택에 진화 탐색 알고리즘을 사용하는 방법을 제안하였다<sup>[13]</sup>. Abramson은 힐 크라이밍 진화 탐색 알고리즘의 사용을 제안하였다<sup>[16]</sup>.

III. Haar-like feature 유사도와 이를 활용한 피쳐 선택 방법

AdaBoost에 기반한 피쳐 선택 방법은 학습 샘플들에 대한 피쳐의 에러만을 고려하므로 유사하거나 동일한 피쳐가 선택되는 경우가 발생한다. 본 절에서는 피쳐의 에러와 함께 피쳐 간의 형태적 유사도

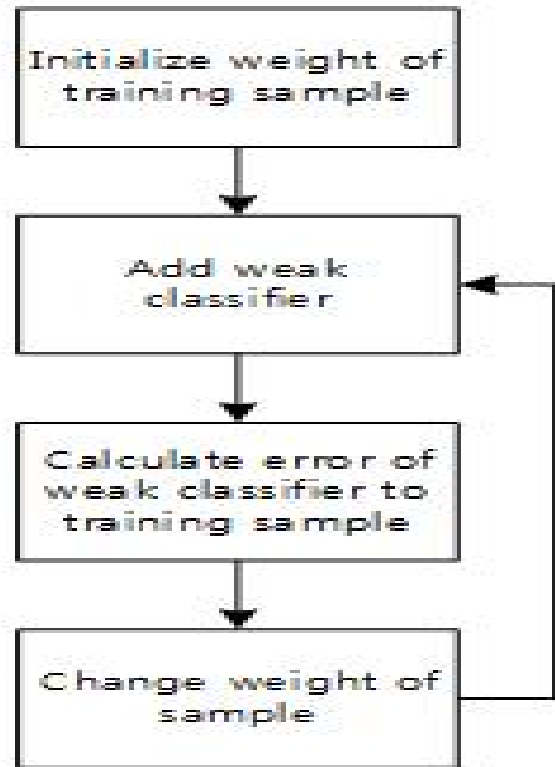


그림 3. AdaBoost 학습 과정.  
 Fig. 3. Flow of AdaBoost training.

를 계산하여 이미 선택된 피쳐들과 유사한 피쳐들의 중복되어 선택되지 않도록 하는 피쳐 선택 방법을 제안한다.

3.1. 피쳐 유사도

피쳐 유사도는 피쳐의 종류, 크기, 위치를 고려하여 계산한다. Haar-like feature는 (type, x, y, width, height)로 나타낼 수 있다. 여기에서 type은 Haar-like feature의 종류이며, x, y와 width, height는 Haar-like feature의 위치와 크기이다. 피쳐간의 형태적 유사도를 계산하기 위해 피쳐 중심점 위치 (cx, cy)를 추가하여 Haar-like feature를 (type, x, y, width, height, cx, cy)로 나타낸다. 피쳐 유사도는 같은 종류의 피쳐들에 대해서만 고려하며 식 (1)과 같이 계산한다.

$$1 - \left( \frac{\min(\text{width}, \text{height})}{\min(\text{width}, \text{height}) + \text{피쳐 거리}} \right)^2 \quad (1)$$

피쳐거리는 두 피쳐의 중심 좌표가 (x<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>), (x<sub>2</sub>, y<sub>2</sub>)일 때,  $\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$ 로 계산된다.

### 3.2. 제안하는 피쳐 선택 알고리즘

제안하는 피쳐 선택 알고리즘에서는 이미 선택된 피쳐와 유사도가 높은 피쳐들을 과완전 집합에서 제거한다. 그림 4는 제안하는 피쳐 선택 알고리즘을 보여준다. 과완전 집합의 모든 피쳐의 중심점은 최초로 한번만 계산한다. 학습 샘플에 대해 에러가 최소인 피쳐를 선택하고 선택된 피쳐에 대해 과완전 집합의 모든 피쳐들의 유사도를 계산한다. 이때 유사도가 한계치보다 큰 피쳐들을 과완전 집합에서 제거하여 이후에 선택되지 않도록 한다. 이미 선택된 피쳐와 유사도가 높은 피쳐들이 피쳐 세트에서 제거되므로 이후에 빠르고 효율적인 피쳐 선택이 가능하게 된다. 이 작업은 매 boosting 단계에서 반복된다.

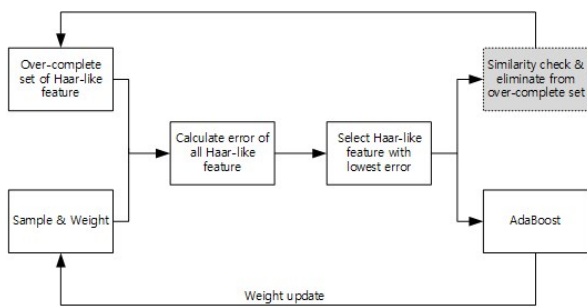


그림 4. 제안된 알고리즘. 어두운 블록이 기존 알고리즘에서 추가된 부분.

Fig. 4. Proposed Algorithm. Shaded block is the added part within previous algorithm.

## IV. 실험 결과

기존 피쳐 선택 알고리즘과 제안한 알고리즘을 사용하여 분류기를 학습하고 성능을 비교하였다. FERET 얼굴 데이터베이스<sup>[17]</sup>와 인터넷에서 정면 얼

굴 6000장을 수집하여 3000장을 학습 세트로, 나머지 3000장을 테스트 세트로 사용하였다. 그림 5는 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘으로 학습시킨 분류기를 구성하는 피쳐 중 18개씩을 보여준다. 그림 5(a)~(f)은 기존 알고리즘이 선택한 피쳐를 보여주며, 그림 5(g)~(l)은 제안한 알고리즘이 선택한 피쳐를 보여준다. 기존 알고리즘을 사용한 경우 그림 5(a)와 (f)에서 유사 피쳐가 선택되었다. 제안한 알고리즘을 사용한 경우 해당 유사 피쳐 대신 새로운 피쳐가 선택되었음을 그림 5(l)에서 확인할 수 있다.

동일한 성능 목표에 대하여 기존 방법과 제안된 방법으로 분류기들을 학습시키고 분류기들을 구성하는 피쳐의 수를 비교하였다. 기존 방법으로 학습시킨 경우는 200개의 피쳐가 선택되었고, 제안된 방법으로 학습시킨 경우는 160개의 피쳐가 선택되어 피쳐수가 20% 감소하였다. 그림 6은 두 분류기의 성능을 보여준다. 표 1은 FERET 얼굴 데이터베이스의 얼굴 테스트 샘플 3000장에 대한 두 분류기의 처리속도를 보여준다. 기존 방법을 사용하여 학습시킨 분류기의 처리시간은 평균 141.3초가 소요되었고, 제안한 방법을 사용하여 학습시킨 분류기의 처리시간은 평균 129.4초가 소요되어 처리시간이 8.5% 개선되었다.

그림 7은 동일한 피쳐 수를 사용할 때의 성능을 비교한 것이다. 제안된 방법을 사용하여 학습된 분류기의 성능이 1% 포인트 향상되었다.

## V. 결론 및 추후 과제

본 논문은 객체검출을 위한 Haar-like feature 선

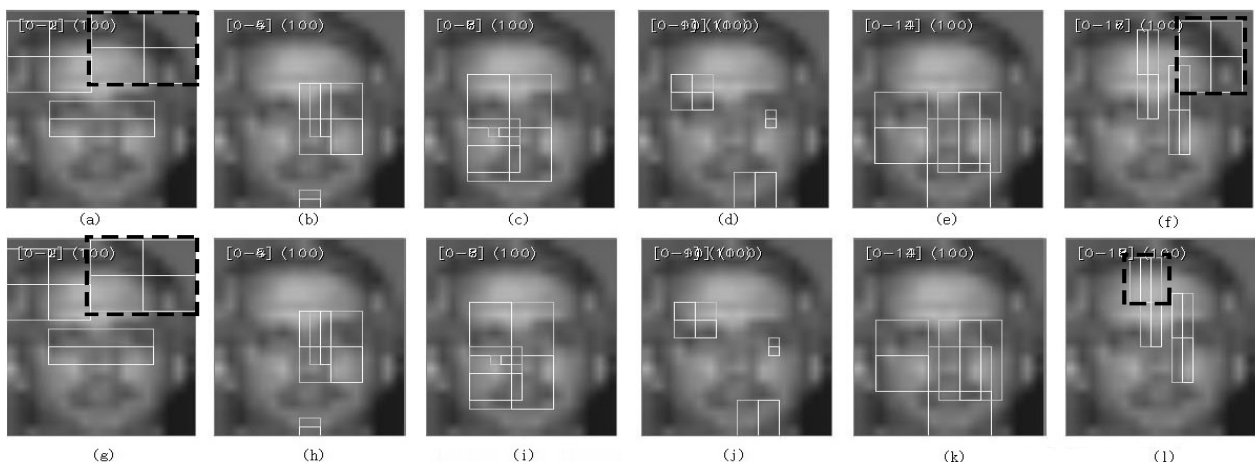


그림 5. 선택된 피쳐의 비교 (a)~(f) 기존 알고리즘, (g)~(l) 제안된 알고리즘.

Fig. 5. Comparing selected features. (a)~(f) Previous algorithm, (g)~(l) Proposed algorithm.

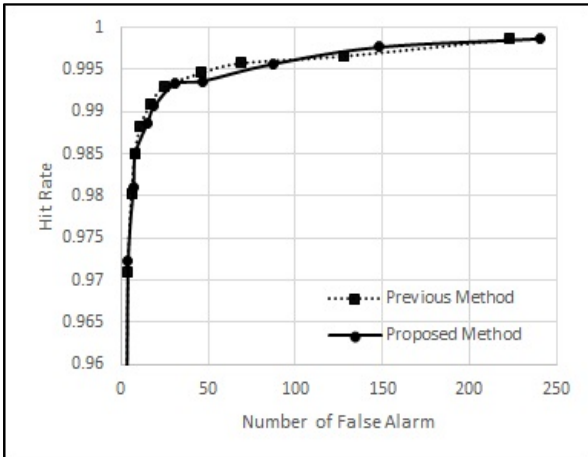


그림 6. 200개 피처의 기존 방법의 분류기와 160개 피처의 제안된 방법의 분류기 성능비교  
 Fig. 6. Performance comparison of previous method with 200 features and proposed method with 160 features.

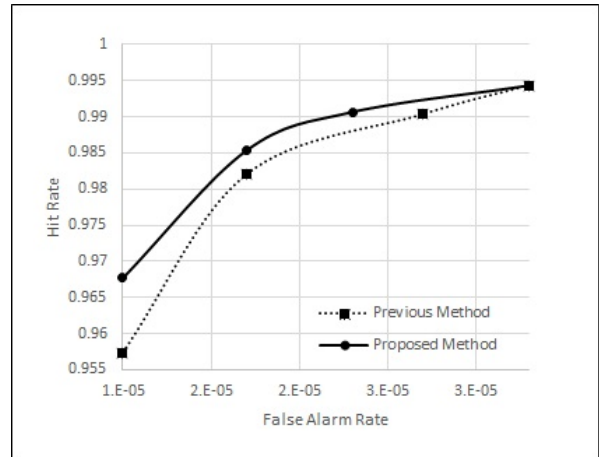


그림 7. 동일한 수의 피처를 사용한 분류기들의 성능비교  
 Figure 7. Performance comparison when classifiers use same number of features.

표 1. 동일한 성능을 보이는 분류기의 처리속도 비교  
 Table 1. Execution time comparison when classifiers show same performance

	Previous Method(sec)	Proposed Method(sec)
Test 1	141.7	128.6
Test 2	142.0	130.6
Test 3	140.8	129.2
Test 4	140.7	129.1
Average	141.3	129.4

택에 있어 유사도가 높은 피처를 제거하여 효율적인 피처 선택 알고리즘을 제안하였다. 기존 방법은 에러률이 적은 피처를 선택하는 반면에, 제안된 방법은 유사도가 낮으면서 에러률이 적은 피처를 선택한다. 제안된 방법이 기존 방법에 비해 적은 수의 피처를 사용함에 따라 객체검출에 소요되는 시간이 8.5% 단축되었음을 확인하였다. 제안된 방법으로 활용 가능한 피처를 추가적으로 선택하여 동일한 수의 피처를 사용할 경우 분류기의 검출률이 95.7%에서 96.7%로 상승한 것을 확인하였다.

추후 과제로는 2개의 피처를 비교하는 것에서 좀 더 나아가 3~4개의 피처를 동시에 비교 가능하게 알고리즘을 확장하는 것과 cascade로 분류기를 구성할 때 제거된 피처 정보의 전달 방법을 개발할 필요가 있다.

References

[1] J. Lee, J. Ryu, S. Hong, and W. Cho, "Local and global collaboration for object detection

enhancement with information redundancy," in *Proc. 6th IEEE Int. Conf. Adv. Video and Signal Based Surveillance*, pp. 358-363, Genova, Italy, Sep. 2009.

[2] M. Yang, D. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, no. 1, pp. 34-58, Jan. 2002.

[3] P. Viola and M. Jones, "Robust real-time face detection," in *Proc. 8th IEEE Int. Conf. Comput. Vision*, vol. 2, pp. 747, Vancouver, Canada, July 2001.

[4] Y. Freund and R. Schapire, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting," *Computational Learning Theory: J. Comput. Syst. Sci.*, vol. 55, no. 1, pp. 119-139, Aug. 1997.

[5] J. Ren, N. Kehtarnavaz, and L. Estevez, "Real-time optimization of Viola-Jones face detection for mobile platforms," in *Proc. 7th IEEE Dallas Circuits and Syst. Workshop*, vol. 1, no.1, pp. 1-4, Dallas, U.S.A., Oct. 2008.

[6] M. Kolsch and M. Turk, "Analysis of rotational robustness of hand detection with a Viola-Jones detector," in *Proc. 17th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 107-110. Cambridge, U.K., Aug. 2004.

[7] L. Acasandrei and A. Barriga-Barros, "Accelerating Viola-Jones face detection for

embedded and SoC environments,” in *Proc. 5th ACM/IEEE Int. Conf. Distributed Smart Cameras*, pp. 1-6, Ghent, Belgium, Aug. 2011.

[8] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” in *Proc. 2001 IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 511-518, Hawaii, U.S.A., Dec. 2001.

[9] R. Kohavi and G. John, “Wrappers for feature subset selection,” *Artificial Intell.*, vol. 97 no. 1-2, pp. 273-324, Dec. 1997.

[10] H. Liu, H. Motoda, and L. Yu, “Feature selection with selective sampling,” in *Proc. 19th Int. Conf. Mach. Learning*, pp. 395-402, Sydney, Australia, July 2002.

[11] P. Viola and M. Jones, “Fast and robust classification using asymmetric AdaBoost and a detector cascade,” *Advances in Neural Inform. Process. Syst.*, vol. 14, pp. 1311-1318, Dec. 2001.

[12] P. Pudil, J. Novovicova, and J. Kittler, “Floating search methods in feature selection,” *Pattern Recognition Lett.*, vol. 15, no. 11, pp. 1119-1125, Nov. 1994.

[13] A. Treptow and A. Zell, “Combining Adaboost learning and evolutionary search to select features for real-time object detection,” in *Proc. IEEE Congr. Evol. Comput.*, pp. 2107-2113, Portland, U.S.A., June 2004.

[14] J. Kim, S. Yu, K. Toh, D. Kim, and S. Lee, “Fast on-road vehicle detection using reduced multivariate polynomial classifier,” *J. Korean Inst. Commun. Sci. (KICS)*, vol. 37A, no. 8, pp. 639-647, Aug. 2012.

[15] C. Papageorgiou, M. Oren, and T. Poggio, “A general framework for object detection,” in *Proc. Int. Conf. Comput. Vision*, pp. 555-562, Mumbai, India, Jan. 1998.

[16] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 2nd Ed., Prentice Hall, 2003.

[17] P. Phillips, H. Moon, P. Rauss, and S. Rizvi, “The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms,” *IEEE Trans. Pattern*

*Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 10, pp. 1090-1104, Oct. 2000.

**정 병 우 (Byung Woo Chung)**



2011년 8월 아주대학교 전자공학과 학사  
 2011년 9월~현재 서강대학교 전자공학과 CAD&ES 연구실 석사과정  
 <관심분야> 패턴 인식, 실시간 시스템

**박 기 영 (Ki-Yeong Park)**



1991년 2월 한양대학교 물리학과 학사  
 2006년 8월 서강대학교 정보통신대학원 석사  
 2007년~현재: (주)엠아이웨어 부장  
 2008년~현재 서강대학교 전자공학과 CAD&ES 연구실 박사 과정  
 <관심분야> 패턴 인식, 실시간 시스템, 병렬처리 시스템

**황 선 영 (Sun-Young Hwang)**



1976년 2월 서울대학교 전자공학과 학사  
 1978년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사  
 1986년 10월 미국 Stanford 대학 전자공학 박사  
 1976년~1981년 삼성반도체 (주)연구원, 팀장  
 1986~1989년 Stanford 대학 Center for Integrated System 연구소 책임연구원 및 Fairchild Semiconductor Palo Alto Research Center 기술자문  
 1989~1992년 삼성전자(주) 반도체 기술 자문  
 1989년 3월~현재 서강대학교 전자공학과 교수  
 <관심분야> SoC 설계 및 framework 구성, CAD 시스템, Computer Architecture 및 DSP System Design 등