

적외선 거리 센서 깊이이미지를 이용한 얼굴 인식 알고리즘 평가

권기현^{1*}

¹강원대학교 전자정보통신공학부

Evaluation of Depth Image of IR Range Sensor with Face Recognition Algorithms

Ki-Hyeon Kwon^{1*}

¹Dept. of Information & Communication Engineering, Kangwon National University

요약 적외선 거리 센서를 사용하여 취득한 깊이이미지(depth image)에 대하여 잘 알려진 얼굴인식 알고리즘을 수행하여 깊이이미지 응용에 적용가능성을 평가한다. 아울러, 기존의 얼굴인식이 정확도 측면에서만 강조를 해온 측면이 있는데 이렇게 하면 실제 환경에서 적용할 때 문제점을 제대로 평가하기 어렵다. 본 연구에서는 RGB 이미지와 깊이 이미지들에 대해 잘 알려진 얼굴 인식 알고리즘 (PCA, LDA, ICA, SVM)을 적용하여 얼굴인식 정확도뿐만 아니라 처리 속도, 사용 메모리 그리고 저장 공간에 대한 정보를 구해 이미지 유형과 각 알고리즘에 따른 전반적인 성능을 구하였다. 처리 결과 깊이이미지와 컬러 색인된 깊이이미지는 컬러이미지에 비해 각각 30% ~ 40% 정도 파일 크기가 작음에도 전반적인 성능에서 컬러이미지와 마찬가지로 우수한 결과를 보였으며, LDA는 SVM 다음으로 정확도도 우수하고 훈련시간과 훈련 소요메모리도 양호하고 테스트시간과 테스트 소요 메모리도 낮아 우수한 성능을 보였다.

Abstract We evaluate the face detection and recognition of depth image that is obtained by infrared range sensor. and Face recognition was usually focused on accuracy aspect but it is not enough to evaluate the performance in testing for real world application. In this paper, we evaluate the overall performance like accuracy, training, test speed and memory use for the well known face recognition algorithm like PCA, LDA, ICA and SVM. This experiment evaluate the good results of depth and colored depth image compatible with the colored image although the file size of depth and colored depth image is 30%~40% less than the colored image. Whereas, LDA got the good accuracy performance next to the SVM and also shows the good performance in speed and the amount of memory.

Key Words : Range Sensor, Depth Image, ICA, LDA, ICA, SVM

1. 서론

저가적의 적외선 거리센서(range sensors)는 고가 레이저 스캐너에 대한 대체 수단으로 실내응용, 감시, 로보틱스, 포렌식 등의 응용분야에서 인기를 끌고 있다. 최근에 소비자용 거리센서로 마이크로소프트 게임기인 XBOX360용 Kinect[1] 센서가 출시되었다.

Kinect 센서는 적외선 레이저 방출기, 2개의 적외선카메라 그리고 RGB카메라를 가지고 있어서 깊이이미지와

컬러이미지를 30프레임의 속도로 취득할 수 있다.

본 연구에서는 Kinect 센서를 사용하여 깊이이미지와 컬러이미지를 취득하고 이 깊이이미지를 컬러 색인된 깊이이미지로 변환한 뒤 잘 알려진 얼굴인식 알고리즘을 수행하여 깊이이미지를 이용한 응용에 적용가능성을 평가한다.

얼굴인식은 매우 인기 있는 연구 분야로, 다양한 데이터셋에 대해 보다 정확한 결과를 얻기 위해 정교한 알고리즘을 개발하는 연구가 널리 진행중이다[2]. 대표적인

*Corresponding Author : Ki-Hyeon Kwon

Tel: +82-10-4424-7591 email: kweon@kangwon.ac.kr

접수일 12년 05월 07일

수정일 (1차 12년 06월 07일, 2차 12년 06월 12일)

게재확정일 12년 08월 09일

방법으로 고유얼굴(Eigenface)[3]과 Fisherface[4]가 있으며 ICA(Independent Component Analysis) [5] 그리고 SVM(Support Vector Machine)[6] 등이 제안되었다. 얼굴 데이터베이스인 FERET[7]에서는 동작의 변화, 조명, 표정 그리고 시간에 따른 변화 등을 소개하여, 3D 모델링 [8] 같은 연구를 선도하고 있다.

이러한 얼굴인식 알고리즘은 모두 RGB 이미지만을 기반으로 하여 처리하여 90% 이상의 정확도를 요구하고 있으며, 기존의 얼굴인식이 정확도 측면에서만 강조를 해 온 측면이 있는데 이렇게 하면 실제 환경에서 적용할 때 문제점이 없을지 제대로 평가하기 어렵다.

본 연구에서는 Kinect 센서를 사용하여 취득한 RGB 이미지와 깊이이미지 그리고 컬러 색인된 깊이이미지에 대해 잘 알려진 얼굴 인식 알고리즘 (PCA, LDA, ICA, SVM)을 적용하여 얼굴인식 정확도뿐만 아니라 처리 속도, 사용 메모리 그리고 저장 공간에 대한 정보를 구해 RGB 이미지와 깊이이미지간의 전반적인 성능 차이를 제시한다.

본 논문의 구성은 2장에서 깊이 이미지 및 얼굴 검출에 대해 살펴보고, 3장에서 대표적인 얼굴 인식 알고리즘을 소개하며, 4장에서는 결과 및 평가를 제시하고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 깊이 이미지 및 얼굴 검출

2.1 깊이 이미지

마이크로소프트 Kinect 센서[1]는 적외선 레이저 방출기, 2개의 적외선카메라 그리고 RGB카메라를 가지고 있어서 깊이이미지와 컬러이미지를 30프레임의 속도로 취득할 수 있다.

Kinect 센서의 깊이이미지는 삼각법에 의해 측정된다. 레이저는 빔을 방출하고 이것이 회절간섭으로 인해 여러 빔으로 쪼개지게 되며 장면에 투사된 망점은 일정한 패턴을 생성하게 된다. 이 패턴이 적외선 카메라에 의해 잡히고, 정한 거리에 있는 참조 패턴에 따라 디스패리티(disparity)가 보정이 되어 깊이이미지가 구해진다[9].

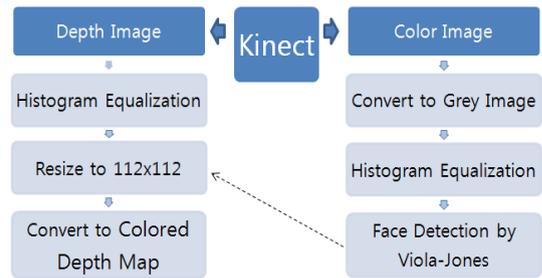
2.2 얼굴 검출

얼굴 인식 과정은 얼굴 검출과 얼굴 인식의 두 단계로 구분된다. 얼굴 데이터셀을 구성하기 위해서는 얼굴 부분을 검출하고 식별하여 얼굴부분을 이미지 파일로 추출하는 것이 필요하다.

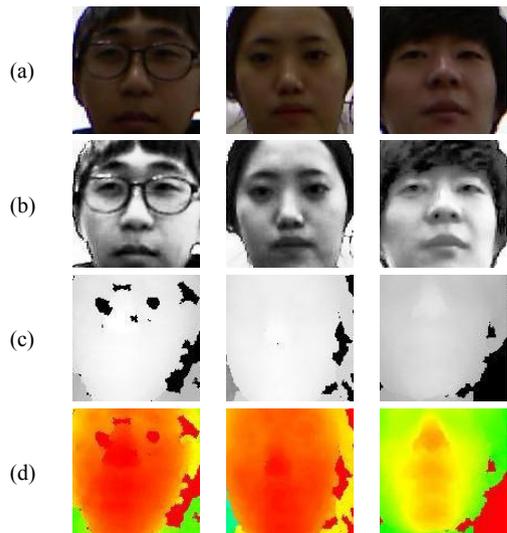
얼굴 검출을 위해 인텔사의 OpenCV 라이브러리에서

구현된 Viola-Jones[10] 얼굴 검출기를 사용한다. 그림 1의 처리흐름에 의해 구해진 이미지는 [11]의 방법에 따라 그레이 이미지로 변환되고, 히스토그램 평활화 그리고 정규화 등을 거치게 된다. 10명의 사람에서 컬러이미지와 깊이이미지를 각각 10회 반복하여 취득한 후 Viola-Jones 얼굴 검출기를 사용하여 검출한 이미지가 그림 2에 제시되어 있다.

컬러 색인된 깊이이미지는 깊이이미지의 한 픽셀에 한 바이트를 할당하고 0~255 사이의 컬러맵에 대한 인덱스 값을 가지도록 설정하여 만들며 최종 이미지 크기는 112×112 픽셀이다.



[그림 1] 깊이 이미지 처리흐름
[Fig. 1] Processing flow of Depth Image



(a) Cropped Color Image by Viola-Jones Detector, (b) Grayed Image, (c) Cropped Depth Image by Viola-Jones Detector, (d) Colored Depth Image

[그림 2] 얼굴 이미지 데이터셀
[Fig. 2] Face Image Dataset

3. 얼굴 인식 알고리즘

깊이이미지에 대해 얼굴 인식을 수행하기위해 얼굴인식 알고리즘으로 잘 알려진 PCA, LDA, ICA, SVM의 성능을 도출하고자 한다.

3.1 PCA(Principal Component Analysis)

잘 알려진 얼굴인식 알고리즘인 고유얼굴(eigenfaces)[3]을 찾는 문제로 주성분분석(PCA)에 기반을 두고 있다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (2)$$

PCA는 모든 얼굴이미지에서 유사성을 찾아 얼굴이미지의 차원을 줄이는 방법을 사용한다. M개의 얼굴이미지가 있을 때, 이 이미지를 컬럼벡터($\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$)로 표현하고, 평균얼굴(식 1)을 구해, 각 이미지에서 빼면, $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$ 가 구해지고. 모든 이미지에서 평균얼굴값을 뺀 이미지세트 $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ 가 만들어진다. PCA는 데이터를 잘 표현하는 직교벡터를 찾는 방법으로, 이들 벡터는 공분산 $C = AA^T$ 의 고유벡터가 된다. 고유얼굴 견지에서, 각 얼굴이미지는 M' 개의 의미가 큰 고유벡터 u_k 를 사용하게 되며 가중치(식 2)가 구해진다. 훈련이미지와 새 이미지의 가중치를 알면, NN(nearest neighbor) 방법을 사용하여 얼굴을 식별하게 된다. 고유얼굴은 단순하고 빠른 장점이 있으나, 포즈, 표현, 조도에 따라 정확도가 낮아지는 문제점이 있다.

3.2 IPCA(Incremental PCA)

얼굴 인식을 실세계에 적용하기 위해서는 점증적인 훈련 즉, 새로운 사진을 추가 할 수 있어야 한다. 이를 위해 CCIPCA(Covariance-Free Incremental Principle Component Analysis) [12]를 사용한다. 한 번에 한 이미지를 처리하기에, CCIPCA는 점증적으로 공분산매트릭스의 고유벡터를 측정한다. IPCA는 매우 적은 메모리를 사용하고 속도는 빠르지만, 정확도는 약간 떨어진다.

3.3 IIPCA(Individual IPCA)

IPCA는 고유얼굴을 점차적으로 갱신한다. 따라서 고유공간이 변경되어 이전 훈련이미지에 대한 가중치는 의미가 없게 된다. 결과적으로 이전 훈련 이미지는 변경된

고유공간으로 재 투영되는 것이 필요해진다. Liu[13]은 훈련이미지에 대한 변경이 필요 없는 완전증가 PCA(fully incremental method)를 제안하였다. 이 방법은 모든 이미지를 반영하는 고유공간을 만들지 않고, 5-10 고유얼굴에 대한 작은 세트를 각 사람에 대해 만드는 것이다. 인식도 근접 거리에 의해 하지 않고, 임의 얼굴을 사용자의 고유공간에 투영(비교)하여 가장 잘 맞는 하나를 찾는 방법이다. 이 방법은 훈련시간은 매우 빠르고 완전 증가가 가능하나, 정확도가 떨어지고 인식률도 낮아진다.

3.4 ICA(Independent Component Analysis)

PCA와 유사하게, ICA도 입력 이미지의 차원을 줄일 벡터를 찾는 방법이다[5]. 그러나 ICA는 벡터의 직교규격화(orthonormalization)를 필요로 하지 않으므로 이미지 픽셀에서 고차 의존도를 활용할 수 있게 된다. PCA에서 이미지의 1차 통계량인 평균을 빼는 것처럼, ICA도 1차, 2차 통계량을 제거한다. 평균이 제거된 각 이미지는 X에 행벡터로 저장, 백색화 매트릭스(식 3)와 곱한다. ICA는 여러 이미지가 행벡터로 저장된 매트릭스 $U = WX$ 에서, 통계적으로 독립된 이미지를 찾는 것이다. PCA와 비교하여 U의행은 고유얼굴로 볼 수 있고, W^{-1} 은 각 이미지의 가중치가 된다. ICA는 입력이미지의 특성을 보다 잘 반영할 수 있으나, 처리 속도가 느리다.

$$W_z = 2cov(X)^{-1/2} \quad (3)$$

3.5 LDA(Linear Discriminant Analysis)

PCA, ICA의 문제점중 하나는 같은 얼굴의 가중치간 거리가, 다른 사람의 가중치 거리보다 커진다는데 있다. 이 문제를 바로잡기 위한 방법이 Fisherface[4]이며, LDA에 기반을 두고 있다. 이 알고리즘은 클래스 내부의 산포도를 최소화하고 클러스터와 클러스터 사이를 최대화하도록 고안되었다. 클래스간 산란행렬을 S_B , 클래스내 산란행렬을 S_W 라고 하면 최적 투영 공간은 다음 방법으로 구해진다.

$$W_{opt} = \frac{\max |W^T S_B W|}{\max |W^T S_W W|} = [w_1 w_2 \dots w_p] \quad (4)$$

S_W 의 rank(계수)는 커 봐야 N-c이다. 여기에서 c는 훈련 집합 클래스의 수(파일 수)이고, PCA를 사용하여 차원을 줄이는 첫 단계에서 사용된다. 여기에는 많아봐야

c-1개의 고유벡터가 있으므로, 최대 c-1개의 Fisherface가 있게 된다. LDA가 데이터셋이 적고 잘 분산된 경우 PCA 보다 우수하다고 알려져 있다[4].

3.6 SVM(Support Vector Machine)

최근에, SVM 패턴인식 문제를 푸는데 많은 관심을 받고 있다. SVM 은 처음에 이진 분류기로 제안된 것이다. SVM은 간격 또는 거리를 최대화하는 하이퍼플레인을 구하여 지원벡터를 계산한다. SVM은 $x_i \in R^n$, $i = 1, 2, \dots, N$ 인 N개의 점집합으로 시작한다. 각 점 y_i 는 두 클래스(-1, 1)중 하나로 표시 된다. 최적 분리 하이퍼플레인은 식 5로 정의되고, $f(x)$ 의 부호는 데이터의 클래스를 결정하게 된다[14].

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \cdot x + b \quad (5)$$

4. 실험결과

2장에서 설명한 Viola-Jones 얼굴 검출기를 사용하여 검출한 그림 2의 (b) 컬러이미지, (c) 깊이이미지, (d) 컬러 색인된 깊이이미지에 대해 3장에서 설명한 얼굴인식 알고리즘을 실험하여 결과를 제시하였다.

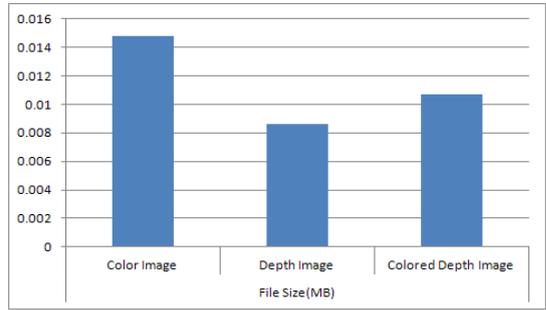
4.1 실험 환경

이미지 취득은 Kinect 이미지 센서를 사용하여 10명의 사람에서 컬러이미지와 깊이이미지를 각각 10회 반복하여 취득한 후 Viola-Jones 얼굴 검출기를 사용하여 검출한 이미지(112×112 픽셀)에서 60%는 훈련용으로 40%는 테스트용으로 사용하였다.

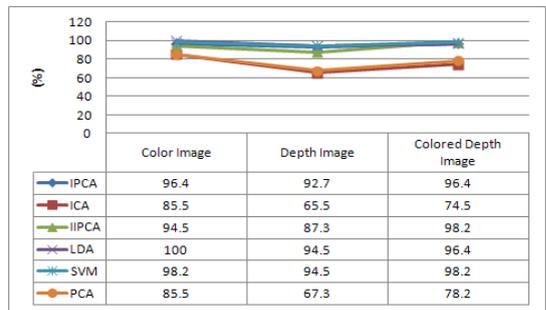
각 알고리즘을 통해 여러 성능 지표 즉, 정확도, 메모리사용량, 처리시간 등을 구하였다. 실험 컴퓨터의 사양은 Intel Core 2 CPU 1.86GHz, 1GB RAM 시스템이다.

4.2 실험 결과

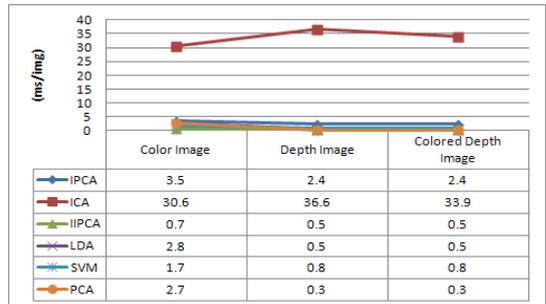
컬러이미지, 깊이이미지 그리고 컬러 색인된 깊이이미지에 대해 3절의 얼굴인식 알고리즘을 적용한 결과 그림 3과 같이 깊이이미지는 컬러이미지에 비해 각각 30%~40% 정도 파일 크기가 작음에도 전반적인 성능에서 컬러이미지와 마찬가지로 우수한 결과를 보였다(그림 4~8).



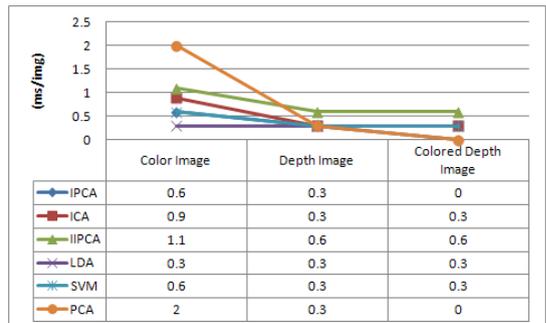
[그림 3] 평균 파일 크기
[Fig. 3] Average File Size



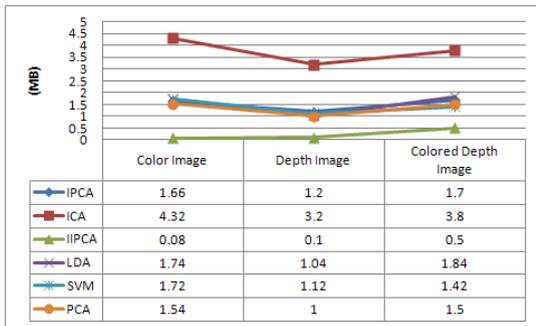
[그림 4] 정확도
[Fig. 4] Accuracy



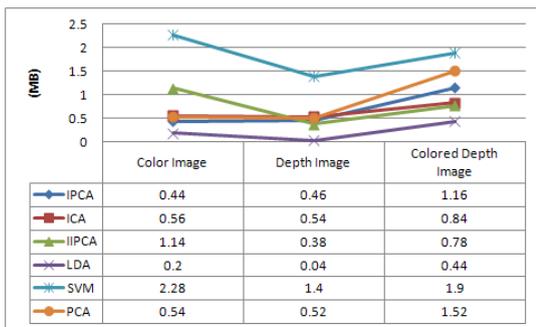
[그림 5] 훈련 시간
[Fig. 5] Training Time



[그림 6] 테스트 시간
[Fig. 6] Test Time



[그림 7] 훈련소요 메모리
[Fig. 7] Training Memory



[그림 8] 테스트 소요 메모리
[Fig. 8] Test Memory

일반적인 얼굴인식에서 SVM이 정확도면에서 가장 우수한 것으로 알려져 있다. 그러나 SVM은 테스트시 요구하는 메모리가 컬러이미지와 깊이이미지 모두 다른 알고리즘에 비해 많이 요구됨을 보였다. ICA는 PCA에 비해 정확도는 낮지만 훈련시간과 훈련소요 메모리가 크게 증가한다. LDA는 SVM 다음으로 정확도도 높고 훈련시간과 훈련 소요메모리도 양호하고 테스트시간과 테스트 소요 메모리가 우수한편이다.

각 테스트 측면에서 성능을 살펴보면 다음과 같다. 정확도 측면에서 컬러이미지는 LDA, SVM, IPCA 순으로 깊이이미지는 SVM, LDA, IPCA 순으로 우수한 것으로 나타났으며 SVM의 경우 깊이이미지, 컬러 색인된 깊이 이미지 각각에서 94.5%, 98.2%의 높은 인식률을 보였다.

훈련시간은 ICA를 제외하고 깊이이미지가 컬러이미지에 비해 시간이 단축됨을 알 수 있다. 테스트 시간 역시 깊이이미지가 컬러이미지에 비해 시간이 단축됨을 알 수 있다. 훈련시간, 테스트시간이 중요한 요인이 되는 적용 분야에서 깊이이미지 및 컬러 색인된 깊이이미지의 적용성이 높다고 볼 수 있다.

훈련 및 테스트 소요 메모리의 경우 깊이이미지가 모든 알고리즘에 대해 덜 사용하는 것으로 나타났다. 시간과 함께 메모리 사용량도 실제 환경에 적용하는데 있어서 중요한 요인이 될 수 있으므로 깊이이미지에 대한 적용성이 있을 것으로 판단된다. 얼굴인식 알고리즘을 선택할 때 데이터셋의 종류에 따라 정확도와 훈련시간 그리고 메모리 사용량 사이에서 적절한 선택을 하는 것이 필요하다. 특히, 제한된 자원을 가지는 임베디드 시스템 분야에서 깊이이미지 및 컬러 색인된 깊이이미지의 적용성이 높다고 볼 수 있다.

5. 결론

적외선 거리 센서를 사용하여 취득한 컬러 이미지와 깊이이미지를 이용하여 컬러 색인된 깊이이미지를 만들고 대표적인 얼굴인식 알고리즘(PCA, LDA, ICA, SVM)을 적용하여 얼굴인식을 수행하였다. 각 알고리즘에 대해 얼굴인식 정확도뿐만 아니라 처리 속도, 사용 메모리 그리고 저장 공간에 대한 정보를 구해 이미지 유형과 각 알고리즘에 따른 전반적인 성능을 구하였다. 처리 결과 SVM은 메모리 소요량이 많은 단점이 있지만 컬러이미지와 컬러 색인된 깊이이미지에서 98.2%의 정확도를 구할 수 있었다. LDA는 SVM 다음으로 정확도도 우수하고 훈련시간과 훈련 소요메모리도 양호하고 테스트시간과 테스트 소요 메모리도 낮아 우수한 성능을 보였다.

향후 연구로 컬러이미지와 깊이이미지에 대한 알고리즘의 특성을 고려하여 얼굴 표정 및 조명 그리고 시간에 따른 변화 등을 도입하면 3D 모델링연구에서 얼굴 인식과 추적(tracking) 문제를 해결 할 수 있을 것이다.

References

- [1] Kinect. <http://www.xbox.com/en-us/kinect/> March 2011.
- [2] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face Recognition: A Literature Survey", ACM Computing Surveys, vol. 35, pp. 399-458, 2003.
- [3] M. A. Turk and A. P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces", in IEEE CVPR, pp. 586-591, 1991.
- [4] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", in IEEE TPAMI. vol. 19, pp. 711-720, 1997.
- [5] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski,

- "Face Recognition by Independent Component Analysis", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 13, pp. 1450-1464, 2002.
- [6] G. Guo, S. Z. Li, and K. Chan, "Face Recognition By Support Vector Machines", Image and Vision Computing, vol. 19, pp. 631-638, 2001.
- [7] P. J. Phillips, H. Moon, S. A. Rizvi, and P. J. Rauss, "The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms", IEEE TPAMI, vol. 22, pp. 1090-1104, 2000.
- [8] Y. Hu, D. Jiang, S. Yan, and L. Zhang, "Automatic 3D Reconstruction for Face Recognition", in IEEE FG, pp. 843-848, 2004.
- [9] Freedman, B., Shpunt, A., Machline, M., Arieli, Y., "Depth mapping using projected patterns", Prime Sense Ltd, United States 2010.
- [10] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features", in IEEE CVPR, pp. 511-518, 2001.
- [11] D. S. Bolme, J. R. Beveridge, M. Teixeira, and B. A. Draper, "The CSU Face Identification Evaluation System: Its Purpose, Features, and Structure", in ICVS Graz, Austria, 2003.
- [12] J. Weng, Y. Zhang, and W. S. Hwang, "Candid Covariance-Free Incremental Principal Component Analysis", IEEE TPAMI, vol. 25, pp. 1034-1040, 2003.
- [13] X. Liu, T. Chen, and S. M. Thornton, "Eigenspace Updating for Non-Stationary Process and Its Application to Face Recognition", Pattern Recognition, vol. 36, pp. 1945-1959, 2003.
- [14] B. Heisele, P. Ho, and T. Poggio, "Face Recognition with Support Vector Machines: Global versus Component-Based Approach", in ICCV. vol. 2 Vancouver, Canada, pp. 688-694, 2001.

권 기 현(Ki-Hyeon Kwon)

[정회원]



- 1995년 2월 : 강원대학교 대학원 전자계산학과 (이학석사)
- 2000년 8월 : 강원대학교 대학원 컴퓨터과학과 (이학박사)
- 2002년 3월 ~ 현재 : 강원대학교 전자정보통신공학부 교수

<관심분야>
임베디드시스템, 패턴인식