

독립성분분석을 이용한 RGB 이미지 토마토 분류

반종오¹, 권기현^{2*}

¹한림성심대학교 인터넷비즈니스과, ²강원대학교 전자정보통신공학부

Tomato sorting using independent component analysis on RGB images

Jong-Oh Ban¹ and Ki-Hyeon Kwon^{2*}

¹Dept. of Internet Business, Hallym Polytechnic University

²Dept. of Information & Communication Engineering, Kangwon National University

요 약 토마토는 여러 가지 다른 숙성 단계에서 수확될 수 있다. 토마토의 숙성 상태를 판단하기 위해 토마토 과육을 HPLC로 분석한 여러 가지 화합물과 토마토 RGB 이미지를 ICA로 분석한 독립성분간의 관계를 분석하였다. 여러 토마토 화합물중 품질에 가장 영향을 많이 미치는 라이코펜과 토마토 RGB 이미지의 독립성분간의 부분최소제곱 Q^2 값이 0.92로 매우 높음을 알 수 있었다. 그리고 라이코펜에 대응되는 독립성분을 토마토 RGB 이미지에 적용하여 픽셀 면적을 구한 것과 단순이진 이미지로 구해진 이미지의 픽셀 면적간의 비교를 제시하여 독립성분의 유효성을 제시하였다. 독립성분을 반영한 토마토 이미지를 통해 토마토의 숙성 상태를 보여주는 것이 가능하며, ICA 독립성분을 이용한 농축이미지 생성을 통해 토마토의 색상이 좋지 않거나 라이코펜과 같은 주요 성분이 없게 된 토마토를 분류해 내는 것이 가능해진다.

Abstract Tomatoes were harvested at different ripening stages. To determine the ripening stages, We analyzed the relation between the compound concentrations of tomato measured with HPLC and the tomato RGB images. Among the compound concentrations, tomato quality is mostly affected by the Lycopene. The Q^2 error of the predicted Lycopene concentration and the corresponding independent component of tomato RGB image, determined from the PLS procedure, was 0.92. and we show the effectiveness of the independent component by comparing the error between the pixel area of RGB image applied by independent component and the simple black white tomato image. This regression made it possible to construct concentration images of the tomatoes, which showed non-uniform ripening. The method can be applied in an unsupervised real time sorting machine of unripe and discolored tomato using the compound concentrations.

Key Words : Independent Component Analysis, Tomato sorting, Concentration image

1. 서론

토마토 (*Lycopersum esculentum*)는 여러 항산화 물질로 라이코펜, β -카로틴, 루테인, 엽록소-a 그리고 엽록소-b를 포함하고 있으며 건강에 이로운 과일로 알려져 있다[1]. 이 중에서 가장 중요한 항산화 물질은 카로틴(carotenes) [2]이고 카로틴 중에서도, 라이코펜이 중요한

물질이다. 라이코펜 함유량은 토마토가 숙성됨에 따라 크게 변하며 과일이 붉은 색이 되게 하는데 중요한 역할을 한다[3]. 토마토가 익는 것은 엽록소가 분해되어 카로틴을 형성하는 과정에서 색이 변하게 되는 것이다.

Arias et al. [3]에서는 스펙트럼 이미지와 HPLC(High-Pressure Liquid Chromatography)에 의해 측정된 측정치에 높은 상관관계가 있다는 것을 발견하였다. 그러나 스펙트럼 이미지를 사용하기 위해서는 스펙트럼 장비의 캘

*교신저자 : Ki-Hyeon Kwon

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

접수일 12년 01월 03일 수정일 12년 01월 17일

게재확정일 12년 03월 08일

리브레이션, 이미지 스펙트럼 추출 등에 따른 시간 및 비용이 많이 발생한다.

Polder G.[4]의 연구와 여러 문헌 대부분의 연구들은 감독에 의한 방법(supervised techniques)에 기반하고, 캘리브레이션 단계와 소팅 단계가 있으며 영상 획득과 영상을 농축 영상으로 변환하는 것이 필요하다. 이때 영상 획득 및 소팅매트릭스와 곱하는 작업 모두 병목이 될 수 있다. 비감독(unsupervised) 분류가 가능한 기법을 BSS(Blind Source Separation)이라고 한다. 가장 많이 사용되는 BSS 방법이 ICA(Independent Component Analysis) [5-6]이다.

본 논문에서는 [3]에서 임의 토마토를 선택하여 HPLC 분석을 통해 색상에 따른 주요 화합물 상태를 구한 것과 비교하기 위해 동일 RGB 이미지에 대해 독립성분분석을 통해 농축이미지(concentration image)를 구해 RGB 이미지만으로도 분류가 가능함을 보인다.

본 논문의 구성은 2장에서 독립성분분석에 대해 살펴보고, 3장에서 토마토 RGB 이미지에서 농축영상을 구하기 위한 방법에 대해 설명하며, 4장에서는 평가를 제시하고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 독립성분분석(ICA)

이 절에서는 ICA[5]의 개념에서 ICA 농축영상을 구하는 방법을 설명한다.

2.1 ICA 및 농축영상

노이즈프리 ICA모델은 Hyvärinen & Oja [5]와 Comon [7]의 논문에 기반하고 있다.

통계적으로 독립적인 소스($s_1, s_2, \dots, s_m, \dots, s_M$)가 선형시스템을 통해 혼합되어 관찰된 것이 N 개($x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N$) 있다고 가정하면 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$x_n = a_{n1}s_1 + \dots + a_{nm}s_m + \dots + a_{nM}s_M \quad (1)$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

혼합치 x_n 과 소스 s_m 은 랜덤변수라는 가정 하에 혼합된 관찰치는 계수 A_{nm} 에 의해 특성이 부여된다. 행렬을 사용하면 편한데, $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$, $s = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$ 로 표현할 수 있으므로, 식(1)의

선형시스템은 식(2)이 된다.

$$X = AS \quad (2)$$

A 는 믹싱체계 A_{nm} 을 가지는 $N \times M$ 스칼라 행렬이다. 이 통계적인 모델을 노이즈프리 ICA모델이라고 한다. A 의 역행렬이 s 에 대한 추정치가 된다. 언믹싱(Unmixing) 행렬 W 는 식(3)과 같다.

$$u = Wx = WAs \approx s \quad (3)$$

u 는 S 의 추정치이고 W 는 A^{-1} 의 추정치이다. 이 행렬들을 사용하여 원본 소스의 값을 구하게 된다.

PCA(Principal Component Analysis)에서 주성분은 각 주성분의 분산에 따라 정렬되고, 해당 고유값을 통해 계산된다. 이것은 독립성분의 경우 가능하지 않은데, 독립성분의 분산 모두 알 수 없기 때문이다. 실제로, PCA는 ICA의 전처리 단계에서 자주 사용되어 성분의 정렬, 성분인수를 추정하는데 사용된다.

A 매트릭스의 크기는 X 매트릭스 픽셀 수에 비례한다. 훈련 영상의 모든 픽셀을 사용할 경우에, A 는 너무 커져서 실제로 응용이 불가능하다. 그러므로 임의로 선택된 픽셀의 서브셋(X'_{im})이 사용되어진다. A 와 S 를 측정한 다음 모든 농축 영상(A'_{im})을 식(4)에 의해 구할 수 있다.

$$A'_{im} = SX'_{im} \quad (4)$$

2.2 전처리: 백색화 및 차원감축

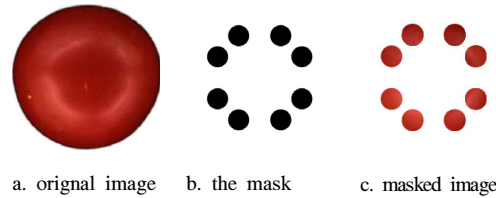
데이터에 ICA 알고리즘을 적용하기 전에, 백색화(whitening) 처리를 하는 것이 필요하다. 이를 위해 X 의 평균값을 빼 0평균으로 만든다($M = E\{X\}$). 이 전처리를 통해 ICA 알고리즘이 더 간단하게 된다. 데이터에서 혼합행렬 A 을 추정할 다음에는, 우리는 S 의 평균을 S 의 중심추정치에 더하여 추정을 완성하게 된다. S 의 평균행렬은 $A^{-1}M$ 으로 주어진다.

백색화는 매트릭스 X 을 변환하여 잡음을 줄이는 기술로 PCA 처리로 백색화가 가능하며 데이터의 차원을 줄이는데도 사용된다.

2.3 FastICA

ICA 처리 방법은 Infomax, JADE, FastICA 등으로 다

양하나 본 논문에서는 FastICA[8]을 사용하여 ICA 처리를 한다. 이 알고리즘은 ICA 처리에 계산 효율적인 알고리즘으로 전통적인 ICA 방법보다 10-100배 더 빠르다. 중요한 특징은 수렴성이 우수하고 독립성분이 순차로 구해지며, 계산이 간단하고 메모리소모도 적다.



[그림 2] 토마토 이미지 마스크
[Fig. 2] The 8 masks which are used to extract area

3. RGB 이미지의 IC 농축영상

3.1 농축 영상을 위한 전처리

숙성 상태에 따라 덜 익은 것부터 익은 것까지 6개의 토마토 그림 1를 사용하였다[3]. 표 1은 그림 1에 대한 HPLC분석에 따른 라이코펜과 엽록소-a의 양을 보여준다.



[그림 1] 선택된 토마토
[Fig. 1] Selected Tomatoes

[표 1] HPLC Lycopene, Chlorophyll-a 내용량
[Table 1] The Amount of Lycopene, Chlorophyll-a of HPLC

	Lycopene $\mu\text{g/g}$ FW	Chlorophyll-a $\mu\text{g/g}$ FW
토마토 1	Tr	31.86
토마토 2	0.19	27.78
토마토 3	17.53	12.56
토마토 4	57.38	6.79
토마토 5	157.17	4.89
토마토 6	189.58	ND

ND: not detected; Tr : trace amount

선택된 토마토 이미지로부터 415×410 해상도의 영상을 취득 후 배경을 제거하고 축소하여 200×200 해상도의 영상을 구하였다. 각 토마토 이미지에서, 중심부는 반향이 있어서 제외시키고 ICA로 측정된 농축영상의 정확도를 높이기 위해서 토마토에서 8개의 영역을 선택하였다. 그림 2는 토마토의 선택 영역을 보여준다. 직경 30픽셀인 8개 영역에서 $200(25 \times 8)$ 개의 픽셀을 구해 ICA에 사용하였다.

각 영상에서 임의로 선택한 200개의 픽셀이 관측변수 X 의 집합이 된다. 토마토 모양에 따른 차이는 정규화를 통해 해결하였다[9]. 백색화작업을 위해 PCA가 사용되었으며 분산은 1로 하였다. FastICA 알고리즘을 사용하여, 혼합 매트릭스 A와 독립성분이 계산되어진다. 이 알고리즘은 항상 가장 좋은 결과가 얻어지는 것을 보장하지는 않기 때문에 테스트를 위해 ICA 알고리즘을 동일한 X 매트릭스에 대해 100회 반복하였다.

X 의 빠른 처리를 위해 매트릭스 A는 가능한 작은 것이 좋다. ICA알고리즘의 처리속도는 데이터 크기에 비례한다. 나은 측정을 위해 얼마나 많은 샘플이 필요한지 알기 위해서, 하나의 토마토 당 선택한 픽셀의 수를 변경해가면서 ICA 알고리즘을 반복하여 200개의 픽셀을 선택했을 때 처리 속도와 정확도가 만족함을 보였다.

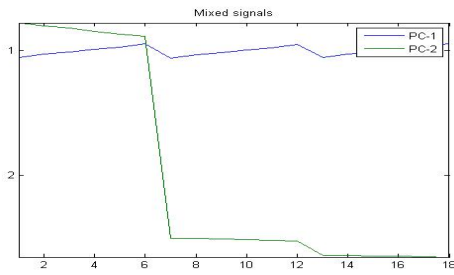
ICA가 독립성분을 추출하는데 사용되므로, 측정치는 실제 토마토의 성분과 관련된 것으로 기대할 수 있다.

3.2 주성분 및 독립성분 비교

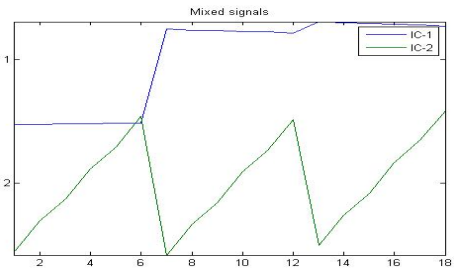
선택된 토마토 영상 그림 1에서 PCA를 통해 평균 99.24%의 고유치를 가지는 첫 두 주성분을 구하였다. 이것은 2개의 독립성분이 발견 될 수 있다는 것을 의미하는 것이다.

ICA 독립성분을 구하기 위해 FastICA 알고리즘을 사용하여, 200×200 픽셀 영상에서 두개의 독립성분(IC-1, IC-2)을 구하였다. 그림 3은 PCA와 ICA에서 구한 두 개의 주성분과 독립성분이다. PCA 주성분과 ICA 독립성분의 패턴이 유사하나, ICA 독립성분의 분리가 나은 것으로 알 수 있다.

주성분과 독립성분을 평면에 투영하여 살펴보면 ICA 독립성분이 성분의 방향과 보다 높은 관련성을 보이고 있음을 알 수 있다[그림 4].

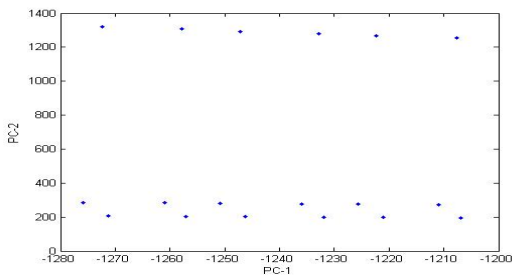


(a) PCA Plot

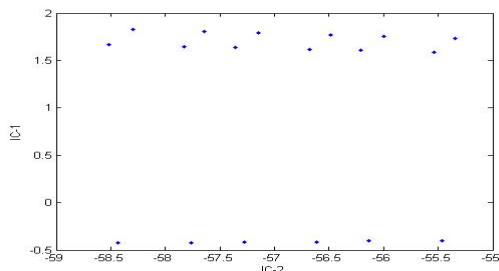


(b) ICA Plot

[그림 3] PCA & ICA Plot
[Fig. 3] PCA & ICA Plot



(a) PCA Scatter Plot



(b) ICA Scatter Plot

[그림 4] PCA & ICA Scatter Plot
[Fig. 4] PCA & ICA Scatter Plot

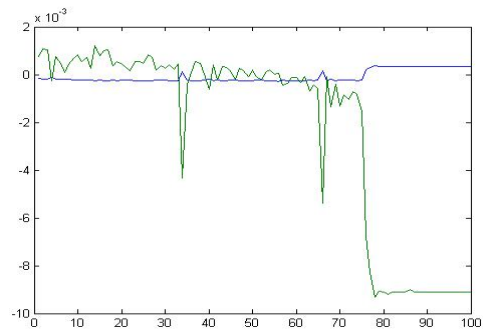
더 많은 독립성분을 구하려 했으나, ICA 알고리즘은 더 이상 커버하지 못했다. HPLC 분석에서도 라이코펜과

엽록소-a가 토마토에서 보이는 가장 높은 화합물 이라는 것을 알 수 있다.

3.3 독립성분 농축영상

선택된 토마토 영상 그림 1에 식 4에 의거 독립성분 S 을 원본 영상에 곱하여 독립성분 농축영상을 얻을 수 있다.

이 영상은 각 픽셀이 가지는 RGB 값의 한계로 독립성분 1에 대해서만, 흑백 영상으로 나타나며, 독립성분 2는 값이 미미하여 영상으로 표현하는 것이 어렵다. 그림 5는 독립성분 1, 2에 대한 가중치로 독립성분 2의 가중치의 경우 거의 0에 가까운 것으로 알 수 있다.

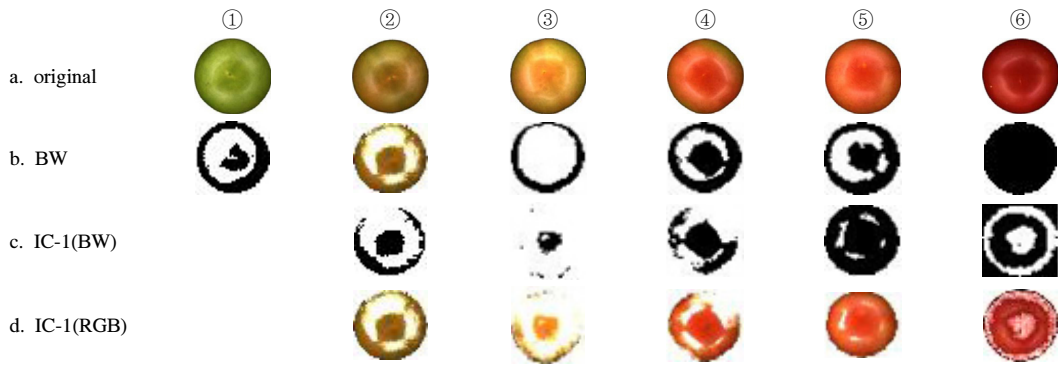


[그림 5] IC 가중치 Plot
[Fig. 5] The Weight Plot of IC

그림 6은 선택된 토마토 영상(a)에 대해 우선 이진영상(b)을 구하고, 독립성분 1에 대한 농축영상을 만든 다음(c), 독립성분 농축영상을 RGB 영상(d)으로 변환시킨 것이다. 그림 6에서 ①은 라이코펜의 함량이 미미하여 농축영상을 구하기 어려운 경우이며 ②, ③은 라이코펜의 함량이 적은 경우로 독립성분 농축영상이 분명하지 못한 경우이다. 반면, ④, ⑤, ⑥은 정상적인 상태로 독립성분 농축영상이 점차 분명해지고 있음을 알 수 있다.

4. 농축영상 평가

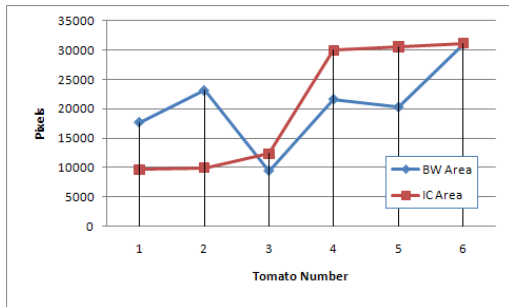
표 2의 이진영상과 독립성분 농축영상 면적의 차이를 살펴보면 그림 7에 나타난 바와 같이, 이진영상의 면적은 영상의 형태만 고려하여 만들어지기 때문에 토마토의 속성과 관련이 없으나, 독립성분 농축영상 면적은 토마토가 속성함에 따라 증가하는 독립성분을 고려하여 만들어지기 때문에 토마토의 속성과 관련성이 높음을 알 수 있다.



[그림 6] 토마토의 이진영상, 독립성분영상(BW), 독립성분영상(RGB)
 [Fig. 6] Binary Image(BW), IC Image(BW) and IC Image(RGB) of Tomatoes

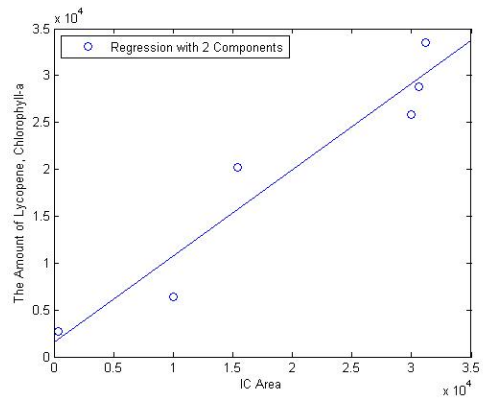
[표 2] 이진영상과 독립성분 농축영상 면적
 [Table 2] The Area of IC Concentration Image and BW Image

	(a) B/W Pixels	(b) IC Pixels
토마토 1	17710	367.6
토마토 2	2.31E+04	9.99E+03
토마토 3	9.45E+03	1.54E+04
토마토 4	2.16E+04	3.00E+04
토마토 5	2.03E+04	3.06E+04
토마토 6	3.10E+04	3.12E+04



[그림 7] B/W 영역과 IC 영역 비교
 [Fig. 7] The Area of B/W and IC Pixels

독립성분 농축영상의 면적 표 2-b과 HPLC로 구한 화합물 표 1간의 관계를 회귀분석을 통해 살펴보면 그림 8과 같이 나타나며 $R^2=0.9197$ 임을 알 수 있다. 즉, 독립성분 농축영상의 면적이 넓은 토마토와 라이코펜의 양이 서로 비례한다는 것을 알 수 있다. 이를 통해 2차원 독립성분 농축영상에 관한 실시간 영상 분석은 토마토의 상태를 판별하는데 적용될 수 있다.



[그림 8] 독립성분 농축영상, HPLC 화합물 회귀분석 ($R^2=0.9197$)
 [Fig. 8] Regression Analysis of IC Concentration Image and HPLC Compound ($R^2=0.9197$)

5. 결론

ICA는 비감독 시스템에 적합한 기법으로 RGB 영상을 사용한 토마토의 실시간 선별에 사용될 수 있다. 구해진 독립성분과 실제 토마토 화합물의 값을 연계시키기 위해서는 초기 캘리브레이션이 여전히 필요하며 광원, 센서 드리프트, 원산지에 따른 다양성 등을 고려하여야 한다. ICA 특성상 잘못 측정된 독립성분이 결정될 수 있기 때문에, 실제 응용에서는 분석 단계에서 이들을 배제하는 것이 필요하다.

감독(supervised) 기반 시스템에 비해 이 시스템의 큰 장점은 캘리브레이션에 참조 데이터를 적게 사용하여 시스템을 쉽고, 빠르고, 싸게 만들 수 있다는 점이다. 토마

토 영상에서 200개의 작은 수의 픽셀로도 잘 동작하는 것을 보였고, 이는 FastICA 알고리즘의 속도를 증가시킬 수 있었다. 픽셀을 직접 추출할 수 있는 CMOS 카메라를 사용하면 데이터 취득 속도는 실질적으로 증가시킬 수 있을 것이다. 제안된 방법은 실질적인 품질 선별 시스템에서 구현되어 토마토 선별을 위해 사용될 수 있다.

References

- [1] K. Iwai, T. Suzuki, H. Fujiwake and S. Oka, "Simultaneous microdetermination of capsaicin and its four analogues by using high-performance liquid chromatography and gas chromatography-mass spectrometry," Journal of chromatography, v.172 no.1, pp.303-311, April 1979.
- [2] A. Muller-Stock, RK. Joshi and J. Buchi, "Study of the components of capsaicin. Quantitative gas chromatographic determination of individual homologs and analogs of capsaicin in mixtures from a natural source and vanillyl pelargonic amide as adulteration," Journal of chromatography v.63, pp.281-287, 1971.
- [3] G. Polder, "Tomato sorting using independent component analysis on spectral images", Real-time imaging v.9 no.4 , pp.253-259, August 2003.
- [4] G. Polder, van der Heijden GWAM, van der Voet H, Young IT. "Measuring surface distribution of compounds in tomatoes using imaging spectrometry", Postharvest biology and technology v.34 no.2, pp.117-129 , Nov. 2004.
- [5] A. Hyvarinen, E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications", Neural Networks v.13, pp.411-30, 2000.
- [6] HW. Ahn, "Studies on component analysis related to quality of Korean red pepper", MS Thesis. Kyung-Hee University, 1997
- [7] P. Comon, "Independent component analysis, a new concept", Signal Processing v.36, pp.287-314, April 1994.
- [8] A. Hyvarinen, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis", IEEE transactions on neural networks v.10 no.3, pp.626-634 , 1999.
- [9] G. Polder, GWAM Heijden, IT. Young, "Spectral image analysis for measuring ripeness of tomatoes", Transactions of the ASAE v.45 no.4, pp.1155-1162, 2002.

반 종 오(Jong-Oh Ban)

[정회원]



- 1994년 2월 : 강원대학교 전자계산학과 (이학사)
- 1997년 2월 : 강원대학교 대학원 전자계산학과 (이학석사)
- 2002년 2월 : 강원대학교 대학원 컴퓨터과학과 (이학박사)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 한림성심대학교 인터넷비즈니스과 교수

<관심분야>

영상처리, 패턴인식, 증강 및 가상현실, 컴퓨터그래픽스

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