

적응적 가중치를 사용한 LMSE 최적화 기반의 심전도 개인 인식 방법

ECG Identification Method Using Adaptive Weight Based LMSE Optimization

김석호, 강현수

충북대학교 전기전자정보컴퓨터학부

Seok-Ho Kim(gloomyhunter@nate.com), Hyun-Soo Kang(hskang@cbnu.ac.kr)

요약

본 논문에서는 적응적 가중치를 사용한 Least Mean Square Error(LMSE) 최적화 기반의 심전도 개인 인식 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 잡음 제거를 위한 전처리과정, 평균 심전도 신호 및 표준편차를 추출한다. 그리고 추출된 정보들을 DB에 저장하고 이를 적응적 가중치로 사용하여 개인 인식에 사용한다. 적응적 가중치는 두 가지를 사용하는데 첫 번째 적응적 가중치는 입력 신호의 표준편차의 역수이고, 두 번째 적응적 가중치는 DB에 저장된 사람들의 평균 심전도 신호간의 표준편차에 비례한 것이다. 제안한 방법으로 실험한 결과 32명에 대해서 100%의 인식률을 보였다.

■ 중심어 : | 심전도 | LMSE | 개인 인식 |

Abstract

This paper presents a Electrocardiogram(ECG) identification method using adaptive weight based on Least Mean Square Error(LMSE) optimization. With a preprocessing for noise suppression, we extracts the average ECG signal and its standard deviation at every time instant. Then the extracted information is stored in database. ECG identification is achieved by matching an input ECG signal with the information in database. In computing the matching scores, the standard deviation is used. The scores are computed by applying adaptive weights to the values of the input signal over all time instants. The adaptive weight consists of two terms. The first term is the inverse of the standard deviation of an input signal. The second term is the proportional one to the standard deviation between user SAECGs stored in the DB. Experimental results show up to 100% recognition rate for 32 registered people.

■ keyword : | ECG | LMSE | Identification |

1. 서론

최근 개인 정보가 누출되는 사건이 많아지면서 개인 정보에 대한 중요성이 높아지고 있다. 이로 인해 사람들의 관심 또한 많이 높아지고 있다. 개인 인식하는 방법은 대개 생체정보를 이용한 방법들이 있다. 사용되는

생체정보는 홍채, 얼굴, 지문, 심전도 등이 있다. 이 방법 중에서 심전도에 대한 연구가 많아지고 있다.

심전도 신호는 심장의 박동에 따른 심근에서 발생하는 전위차를 기록한 것이다. 심전도는 심박동수와 리듬 변화서, 심장의 정상축, 심장비대, 심근경색의 유무 등을 측정하는데 유용하게 의료관련해서 많이 사용되었

* 이 논문은 2014년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

접수일자 : 2014년 12월 08일

수정일자 : 2015년 01월 19일

심사완료일 : 2015년 02월 09일

교신저자 : 강현수, e-mail : hskang@cbnu.ac.kr

다. 심전도를 이용한 연구와 개발의 주제는 심전도에서 파악할 수 있는 질병에 대한 측정 방법의 향상 그리고 판독 방법의 자동화 등이었다.

일반적인 심전도 파형이 나타나는 순서와 파형은 [그림 1][그림 2]와 같다. 심전도에서 개인의 특이성을 나타내는 QRS복합체(QRS complex)는 [그림 2]의 Q, R, S 각각의 피크가 나타나는 구간을 말한다. 심전도의 주 파수 스펙트럼은 0.1~200Hz로 알려져 있으며, 심장 박동수는 정상적인 경우 나이에 따라 차이가 있지만 일반적인 성인의 경우 60~100회 사이이며, 100회 이상으로 올라가거나 60회 이하로 떨어질 경우 이상이 있는 것으로 알려져 있다. 하지만 운동선수의 경우 60회 이하로 나타나는 경우가 많이 발생한다.

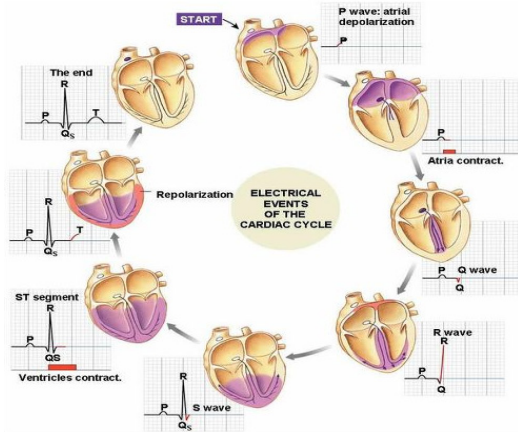


그림 1. 심장의 전기적 신호

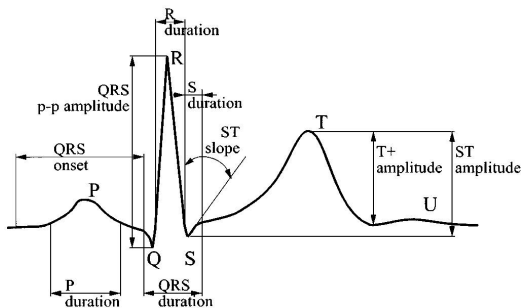


그림 2. 일반적인 심전도 신호

L. S. Green이 발표한 논문에 의하면 수년간 심전도 신호의 파형을 분석한 결과 개인에 따라 심전도 파형이 다르며, 그 차이는 심장의 크기, 위치, 구조적 형태, 나이, 성별, 상대적인 체중 등의 요인에 기인한다는 것과 개인의 심전도 형태는 오랫동안 유지된다는 것을 확인하였다[1].

심전도 신호를 이용한 기존의 개인 인식방법들은 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 심전도 파형의 특징점들을 이용한 형태학적인 방법과 상관계수를 구하거나 wavelet 변환 등을 이용한 해석학적인 방법이다.

형태학적인 방법들은 2000년대 Lena Biel[2]이 처음 제안하면서부터 연구된 방법이다. 그리고 T. W. Shen[3], Israel[4], Z. Zhag[5], 이상준[6][7] 등에 의해 지속적으로 연구되어 온 방법이다. 하지만 이 방법 같은 경우 심전도 신호가 정확하게 나타나지 않으며 오차가 발생하여 인식률이 떨어지는 경우가 발생한다. 그리고 특징점이 잘못 검출될 경우에 인식률이 감소하는 점을 감안해야한다.

해석학적인 방법들은 최근 들어서 많이 연구되고 있는 방법이다. Chan[8], Wübbeler[9], Chiu[10], 윤석주씨[11], Hatzinakos[12] 등 다양한 분석을 통해서 연구되어왔다. QRS복합체를 분석하고 이를 이용하여 PCA(Principal Component Analysis)나 LDA(Linear Discriminate Analysis), 신경망회로 등을 사용하여 개인 인식하였다. 하지만 이러한 방법은 실험 대상의 수가 적을 경우 확률이 높지만 대상의 수가 많아지면 오차가 증가한다는 점을 감안해야한다.

본 논문에서는 심전도 신호를 전처리 과정을 통해서 잡음을 제거하고 SAECG(Signal Averaged ECG)[13]와 적응적 가중치를 사용한 LMSE(Least Mean Square Error) 최적화 기반의 개인 인식 방법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 제안하는 방법에 대하여 설명하고, 3장에서는 어떤 심전도 신호를 가지고 실험하였는지에 대한 내용과 실험을 통하여 얻은 실험 결과를 보여주고, 4장에서 결론을 맺는다.

II. 제안 방법

본 논문에서는 심전도 신호를 이용하여 개인 인식하는 방법을 제안하였다. 전체적인 알고리즘은 [그림 3]과 같다. 전처리과정을 통해서 잡음을 제거하고 SAECG[13]와 LMSE 최적화에 필요한 요소들과 적응적 가중치로 사용될 요소들을 검출한 후 이를 이용하여 개인 인식하는 방법을 제안하였다.



그림 3. 제안하는 알고리즘

1. 전처리과정

심전도 신호는 motions artifact, baseline noise, power line interference 등 다양한 잡음이 섞여있다. 이러한 다양한 잡음을 제거하고, R-peak를 찾기 위해서 전처리과정을 거친다. 전처리과정은 Pan & Tompkins 이 제안한 QRS검출 알고리즘[14]을 참고하여 사용하였다. 저역통과필터와 고역통과필터를 이용해서 잡음을 제거하고 차분기와 이동평균법을 활용해서 Threshold 값을 설정하여 QRS복합체에서 R-peak만을 검출한다.

2. SAECG

SAECG는 심전도 신호의 평균값을 계산해서 사용하는 평균 심전도 신호를 말한다. 전처리과정을 통해서 얻은 심전도 신호의 R-peak를 기준으로 심전도 신호를 [그림 4]와 같이 정렬시켜서 SAECG를 구하였다.

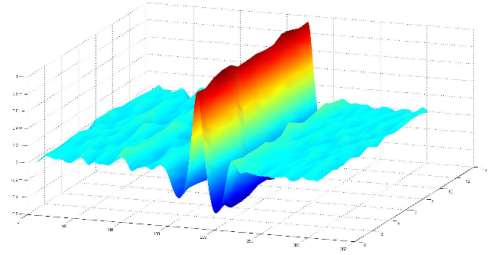


그림 4. R-peak를 중심으로 정렬한 심전도 신호

SAECG를 구하고 나면 모두 동일한 조건으로 비교하기 위해서 평균과 표준편차를 이용하여 정규화하며 식(1)과 같다.

$$X = \frac{x(n) - \mu_X}{\sigma_X} \quad (1)$$

3. 비교 & 분류

LMSE 최적화 알고리즘을 이용하여 입력된 심전도 신호와 DB에 저장된 심전도 신호를 비교한다. 입력된 심전도 신호($x_i(n)$)과 DB에 저장된 심전도 신호($y(n)$)의 MSE(Mean Square Error)($J(y, x_i)$)를 식(2)와 같이 계산하고 나온 값이 최소가 되는 것(i_{opt})을 찾는데 식(3)과 같다.

$$J(y, x_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [(y(n) - x_i(n))^2] \quad (2)$$

$$i_{opt} = \operatorname{argmin}_i (J(y, x_i)) \quad (3)$$

인식률을 올리기 위해서 적응적 가중치를 사용한다. 이 때 사용되는 적응적 가중치는 두 가지를 제안한다. 첫 번째 적응적 가중치($w_1(n)$)를 이용한 방법은 식(4)와 같으며, [그림 5]에서 입력된 심전도 신호에 대해서 표준편차($\sigma_1(n)$)을 찾아 저장하고 이를 첫 번째 적응적 가중치에서 사용한다.

$$J(y, x_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} w_1(n) [(y(n) - x_i(n))^2] \quad (4)$$

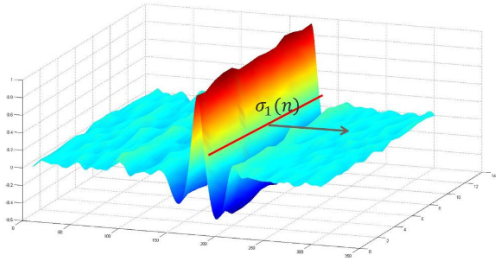


그림 5. 입력된 심전도 신호의 표준편차

찾아진 표준편차($\sigma_1(n)$)를 SAECG와 같이 보면 중요부분이 QRS 복합체에서 값이 매우 작은 것을 [그림 6]을 통해서 확인할 수 있다. 한 사람의 심전도 신호를 일정시간에 걸쳐 측정하여 SAECG 신호를 만들어내면 각 시점별로 분산이 시점에 따라 다르게 나타난다. 분산이 크다는 것은 그 시점의 값의 변화가 많아 정합시 어느 정도 달라도 수용할만하지만 분산이 작다는 것은 그 시점의 값의 변화가 작아 정합시 비슷한 값을 가져야 동일인므로 판정할 수 있다. 이 관계는 반비례관계를 가짐에 따라 분산값에 반비례하도록 역수를 취하여 가중치를 설정하도록 하였다. 그러므로 적응적 가중치($\omega_1(n)$)은 [그림 6]에서 동그라미 친 부분에서 가중치를 많이 주기위해서 [그림 5]에서 구한 표준편차($\sigma_1(n)$)의 역수를 취해서 사용하고 모든 구간에 대해서 동일한 가중치를 주기위해서 정규화상수(α_1)는 식(6)과 같이 계산하여 곱해준다. 그리고 ϵ 을 변화시켜가면서 인식률을 확인한다.

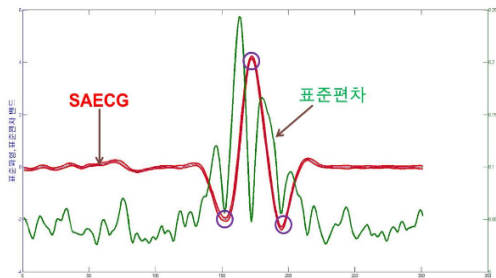


그림 6. 입력된 심전도 신호의 표준편차와 SAECG

$$w_1(n) = \alpha_1 \frac{1}{\sigma_1^2(n) + \epsilon} \quad (5)$$

$$\alpha_1 = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{\sigma_1(n)^2 + \epsilon} \quad (6)$$

두 번째 적응적 가중치($\omega_2(n)$)는 DB에 저장된 서로 다른 사람의 SAECG간의 표준편차($\sigma_2(n)$)를 첫 번째 적응적 가중치($\omega_1(n)$)에 곱한 값으로 식(7)과 같으며, [그림 7]과 같이 표준편차($\sigma_2(n)$)를 찾아 저장한다.

$$\mathcal{J}(y, x_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \omega_2(n) [(y(n) - x_i(n))^2] \quad (7)$$

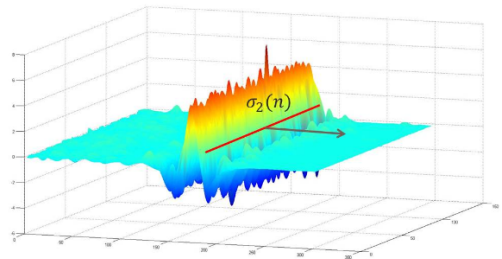


그림 7. DB에 저장된 서로 다른 사람의 SAECG

찾아진 표준편차($\sigma_2(n)$)는 [그림 8]과 같으며 이는 서로 다른 사람끼리의 표준편차이므로 값이 클수록 가중치를 많이 주어야하기 때문에 식(8)과 같으며 정규화상수(α_2)는 식(9)와 같다. 그리고 ϵ 과 γ 를 변화시켜가면서 인식률을 확인한다.

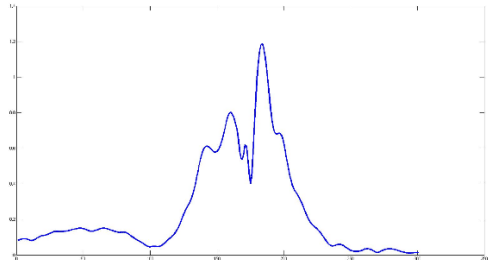


그림 8. [그림 7]을 통해 찾아진 표준편차

$$w_2(n) = \alpha_2 \frac{\sigma_2^2(n) + \gamma}{\sigma_1^2(n) + \epsilon} \quad (8)$$

$$\alpha_2 = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{\sigma_2^2(n) + \gamma}{\sigma_1^2(n) + \epsilon} \quad (9)$$

III. 실험 결과

1. 실험 데이터

본 논문에서 제안한 방법은 심전도 신호를 이용하여 개인 인식을 하는 방법을 제안하였다. 그러므로 실험에 심전도 데이터가 필요하다. 이 때 사용한 심전도 데이터는 PTB(Physikalisch Technische Bundesanstalt) 데이터로서 독일 연방 물리연구소에서 직접 측정된 심전도 신호로 심근경색, 심장 근육병 등 다양한 사람들의 심전도 신호를 보유하고 있다. 이 신호들 중 32개의 심전도 신호를 사용하였으며, DB에 저장된 심전도 신호는 30초 동안의 심전도 데이터를, 입력하는 심전도 신호는 10초 동안의 심전도 데이터를 사용했고, 서로 다른 부분의 데이터를 사용하였다.

2. 실험 결과

본 논문에서는 실험 결과를 비교할 대상으로 상관계수를 이용한 개인 인식 방법을 사용하였다. 상관계수는 심전도 신호의 평균($\overline{x_o}, \overline{x_n}$)과 표준편차(σ_o, σ_n)를 이용한 개인 인식 방법이면 식(10)과 같다. 그리고 상관계수 (correlation coefficient) ρ 를 이용한 개인 인식 방법의 인식률은 84.4%를 보였다.

$$\rho = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M \frac{(x_o(i) - \overline{x_o})(x_n(i) - \overline{x_n})}{\sigma_o \sigma_n} \quad (10)$$

실험은 ϵ 과 γ 를 0, 0.01, 0.05, 0.1, 0.5, 1, 1.5, 2, 5, 10으로 변화시켜가면서 실험하였다.

1. $\omega_1(n)$ 을 사용한 방법

$\omega_1(n)$ 을 사용한 결과는 최대 96.9%의 인식률을 보

였다. ϵ 에 따른 가중치와 인식률은 [표 1]과 같다. ϵ 에 따라 가중치의 최대값과 최소값이 변하는 것을 확인했으며, 가중치의 평균값 또한 변하는 것을 확인할 수 있었다. ϵ 이 없을 경우에 가중치가 너무 커지기 때문에 어느 정도 범위를 제한하기 위해서 ϵ 을 사용했다. 하지만 ϵ 을 너무 많이 주게 되면 가중치의 범위가 매우 좁아지기 때문에 중요부분에 가중치를 많이 못주는 현상이 발생했으며 ϵ 에 따른 가중치 변화는 [그림 9]와 같다.

표 1. 상관계수와 ϵ 에 따른 가중치와 인식을 변화

ϵ	가중치	인식률(%)
	상관계수	84.4
0	0.3779 ~ 26568	93.8
0.01	0.3765 ~ 99.625	96.9
0.05	0.3709 ~ 19.985	93.8
0.1	0.3642 ~ 9.9962	93.8
0.5	0.3179 ~ 1.9998	93.8
1	0.2743 ~ 1	93.8
1.5	0.2412 ~ 0.6666	90.6
2	0.2152 ~ 0.5	90.6
5	0.1308 ~ 0.2	87.5
10	0.8901 ~ 1.14	87.5

2. $\omega_2(n)$ 을 사용한 방법

$\omega_2(n)$ 을 사용한 결과는 최대 100%의 인식률을 보였다. ϵ 과 γ 에 따른 가중치와 인식률은 [표 2]와 같다. ϵ 이 커질수록 가중치의 최대값과 최소값이 작아지는 것을 확인할 수 있었다. ϵ 이 커지면 인식률이 떨어지는 것을 확인할 수 있는데 가중치를 많이 주어야하는 부분에서 다른 부분보다 가중치가 많이 주어지지 않아서 이다. γ 은 커질수록 가중치의 폭이 늘어나는 것을 확인할 수 있었다.

$\omega_1(n)$ 과 $\omega_2(n)$ 의 가중치를 사용한 방법으로 개인 인식률을 확인했을 때 가중치가 변화에 따라 인식률이 많이 차이 나는 것을 확인할 수 있었다. 가중치는 신호의 각 시점마다 다르게 나타나며, 분모에 포함된 분산값이 매우 작을 경우 매우 큰 가중치가 나타나므로 이를 방지하기 위해 ϵ 과 γ 을 사용하였다. 상관계수를 사용한 방법은 84.4%의 인식률을 보였지만 제안한 두 가지 방법은 상관계수 보다 높은 96.9%와 100%까지의 인식률을 확인할 수 있었다.

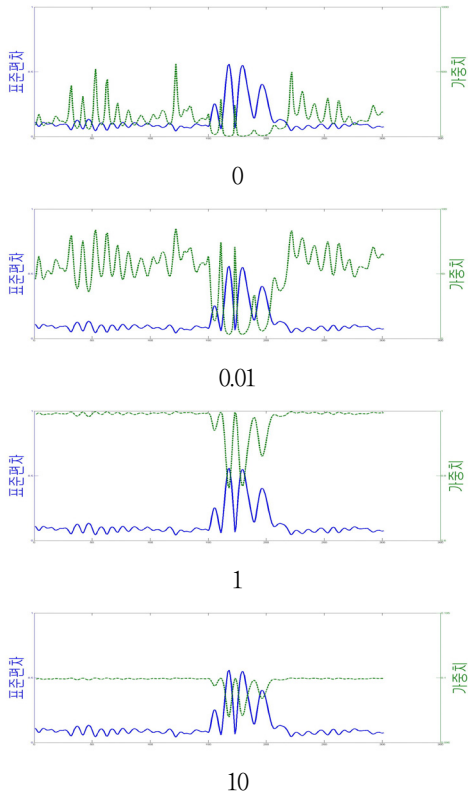


그림 9. ε 에 따른 가중치 변화(10번 데이터)

IV. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 적응적 가중치를 이용한 LMSE 최적화 기반의 심전도 개인 인식 방법을 제안하였다. 심전도 신호를 전처리과정을 통해서 잡음을 제거하고 R-peak를 찾았다. R-peak를 찾아낸 심전도 신호를 이용해서 SAECG를 구했다. 그리고 적응적 가중치($\omega_1(n), \omega_2(n)$)를 이용하여 개인 인식을 실행하였다. 첫 번째 적응적 가중치($\omega_1(n)$)는 입력된 심전도 신호의 표준편차($\sigma_1(n)$)의 역수를 사용했으며 최대 96.9%의 인식률을 보였다. 두 번째 적응적 가중치($\omega_2(n)$)는 DB에 저장된 SAECG들 간의 표준편차($\sigma_2(n)$)를 첫 번째 적응적 가중치에 곱하여 사용하였으며 최대 100%의 인식률을 보였다. 기존의 특징점 기반의 인식방법은

특징점 추출의 정확성에 확보되어야 한다는 단점을 가지고 있으며, SAECG기반의 기존 연구 방법은 84.4% 정도의 비교적 낮은 인식률을 보인다. 반면 제안한 방법은 SAECG를 사용하기 때문에 특징점 추출이 필요없음에 따라 안정적인 인식을 확보가 가능할 뿐만 아니라 기존 SAECG 기법에 비해 높은 인식률을 보이는 장점을 가진다. 하지만 ϵ 과 γ 를 수동적으로 조정해야하는 문제점이 있다. 이를 보완하기 위해서 ϵ 과 γ 를 자동으로 찾아주는 알고리즘의 개발이 필요하다.

표 2. ε 과 γ에 따른 가중치와 인식률 변화

ε	γ	가중치	인식률(%)
상관계수			84.4
0	0	0.0061 ~ 15082	96.9
	0.01	0.2596 ~ 15204	96.9
	0.1	0.492 ~ 16298	96.9
	1	0.8514 ~ 27236	96.9
	10	4.2807 ~ 265690	93.8
0.01	0	0.0041 ~ 124,276	96.9
	0.01	0.2204 ~ 125,1974	96.9
	0.1	0.4897 ~ 133,4901	100
	1	0.8481 ~ 222,2705	96.9
	10	4.2646 ~ 1114.9	96.9
0.1	0	0.001 ~ 13,4038	87.5
	0.01	0.0829 ~ 13,4995	87.5
	0.1	0.4707 ~ 14,3651	93.8
	1	0.8194 ~ 23,289	96.9
	10	4.1248 ~ 112,5278	93.8
1	0	0.0001 ~ 1,3985	81.3
	0.01	0.0099 ~ 1,4084	81.3
	0.1	0.0979 ~ 1,4979	84.4
	1	0.6127 ~ 2,3928	93.8
	10	3.1066 ~ 11,3497	96.9
10	0	0.00001 ~ 0.1406	78.1
	0.01	0.001 ~ 0.1416	81.2
	0.1	0.01 ~ 0.1506	84.4
	1	0.0998 ~ 0.2405	87.5
	10	0.8901 ~ 1.14	87.5

참고 문헌

[1] L. S. Green, R. L. Lux, C. W. Haws, R. R. Williams, S. C. Hunt, and M. J. Burgess, "Effects of age, sex, and body habitus on QRS and ST-T potential maps of 1100 normal subjects," Proceeding of Circulation, Vol.71,

- No.2, pp.244-253, 1985(3).
- [2] Lena Biel, Ola Pettersson, Lennart Philipson, and Peter Wide, "ECG Analysis: A New Approach in Human Identification," *IEEE Trans: instrumentation and measurement*, Vol.50, No.3, pp.808-812, 2001(6).
- [3] T. W. Shen, W. J. Tompkins, and Y. H. Hu, "One-lead ECG for identity verification," *Proceedings of the Second Joint EMBSBMES Conference*, Vol.1, pp.62-63, 2002(10).
- [4] Steven A. Israel, John M. Irvine, Andrew Cheng, Mark D. Wiederhold, and Brenda K. Wiederhold, "ECG to identify individuals," *Pattern Recognition*, Vol.38, No.1, pp.133-142, 2005(1).
- [5] Zhaomin Zhang and Daming Wei, "A New ECG Identification Method Using Bayes' Theorem," *Proceedings of IEEE Region 10 Conference*, pp.14-17, 2006(11).
- [6] 이상준, 이명호, "SVM분류기를 이용한 심전도 개인 인식 알고리즘 개발," *전기학회논문지*, 제60권, 제3호, pp.654-661, 2011(3).
- [7] 이상준, 김진권, 이영범, 이명호, "생체 인식 시스템을 위한 심전도 개인 인식 알고리즘 개발," *의공학회지*, 제31권, 제5호, pp.365-374, 2010.
- [8] Adrian D. C. Chan, Mohyeldin M. Hamdy, Armin Badre, and Vesal Badee, "Wavelet Distance Measure for Person Identification Using Electrocardiograms," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol.57, No.2, pp.248-253, 2008(2).
- [9] Gerd Wu'bbeler, Manuel Stavridis, Dieter Kreiseler, Ralf-Dieter Boussejot, and Clemens Elster, "Verification of humans using the electrocardiogram," *Pattern Recognition Letters*, Vol.28, No.10, pp1172-1175, 2007(7).
- [10] Chuang-Chien Chiu, Chou-Min Chuang, and Chih-Yu Hsu, "A Novel Personal Identity Verification Approach Using a Discrete Wavelet Transform of the ECG Signal," *Proceedings of the 2008 International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering*, pp.201-206, 2008(4).
- [11] 윤석주, 김광준, 장창수, "이산 웨이블릿 변환을 이용한 ECG 개인식별," *한국정보기술학회논문지*, 제10권, 제8호, pp.181-187, 2012(8).
- [12] Konstantinos N. Plataniotis, Dimitrios Hatzinakos, and Jimmy K. M. Lee, "ECG biometric recognition without fiducial detection," *Proceedings of Biometrics Symposiums*, pp.1-6, 2006(9).
- [13] Michael E. Cain, Jeffrey L. Anderson, Morton F. Arnsdorf, Jay W. Mason, Melvin M. Scheinman, and Albert L. Waldo, "Signal-Averaged Electrocardiography," *Proceedings of Journal of the American College of Cardiology*, Vol.27, No.1, pp.238-249, 1996(1).
- [14] Jlapu Pan and Willis J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol.32, No.3, pp.230-236, 1985(3).

저 자 소 개

김 석 호(Seok-Ho Kim)

준회원



- 2013년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과(공학사)
- 2013년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 정보통신공학과 석사과정

<관심분야> : 신호처리, 영상신호처리

강 현 수(Hyun-Soo Kang)

중신회원



- 1992년 2월 : KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학박사)
- 1999년 : 하이닉스반도체 과장
- 2001년 : 한국전자통신연구원 선임연구원
- 2002년 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 조교수

- 2005년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 정보통신학부 & 컴퓨터정보통신연구소 교수

<관심분야> : 신호처리, 영상신호처리, 등