

심자도에서 신경회로망을 이용한 허혈성 심장질환 분류

엄상희*

A Classification of Ischemic Heart Disease using Neural Network in Magnetocardiogram

Sang-hee Eum*

Department of Shipbuilding and Marine, Dongju College, Busan, 49318, Korea

요 약

심장에서 발생된 전류는 전위 뿐만 아니라 자기장을 생성한다. 본 논문에서는 61 채널 양자 간섭 장치(SQUID) 시스템을 사용하여 심자도(MCG)의 신호를 취득하고, 이것으로부터 임상적으로 유의하다고 생각되는 다양한 특징 파라미터를 계산한다. 이를 입력으로 신경회로망 알고리즘을 적용하여 허혈성 심장질환의 분류를 수행하였다.

심자도 신호는 전처리 과정을 통해 파라미터의 추출을 용이하게 하였다. 연구에 사용된 데이터는 정상인 10명과 안정형 협심 증세를 보이는 허혈성 심장질환 환자 10명분의 신호이다. 이들 신호로부터 임상적으로 유의한 특징점, 특징 간격 파라미터 및 진폭비를 추출하였다. 심자도 특징 파라미터를 신경회로망 입력으로 사용하여 허혈성 심장질환의 분류가 가능함을 보였다.

ABSTRACT

The electrical current generated by heart creates not only electric potential but also a magnetic field. In this study, the signals obtained magnetocardiogram(MCG) using 61 channel superconducting quantum interference device(SQUID) system, and the clinical significance of various feature parameters has been developed MCG. Neural network algorithm was used to perform the classification of ischemic heart disease.

The MCG signal was obtained to facilitate the extraction of parameters through a process of pre-processing. The data used to research the normal group 10 and ischemic heart disease group 10 with visible signs of stable angina patients. The available clinical indicators were extracted by characteristic point, characteristic interval parameter, and amplitude ratio parameter. The extracted parameters are determined to analysis the significance and clinical parameters were defined. It is possible to classify ischemic heart disease using the MCG feature parameters as a neural network input.

키워드 : 심자도, 허혈성, 심장질환, 신경회로망, 분류

Key word : MCG, Ischemic, Heart Disease, Neural Network, Classification

Received 31 October 2016, Revised 01 November 2016, Accepted 08 November 2016

* Corresponding Author Sang-Hee Eum(E-mail:nyx2k@naver.com, Tel:+82-51-200-3448)

Department of Shipbuilding & Marine, Dongju College, Busan, 49318, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkice.2016.20.11.2137>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

인체의 모든 활동에는 전기적 현상이 동반되며, 생체 내 활동전류는 자기장을 발생시킨다. 따라서 심장자극을 이용함으로써 인체의 기능과 질환의 진단을 기존의 전기적 진단방법에 비해 훨씬 정확하게 할 수 있다. 인체 내의 여러 가지 생체활동은 생체전위차와 전류를 유발하게 된다. 이러한 현상은 오래전부터 연구되어 왔으며, 최근 이를 응용한 의료진단기기가 여러 가지 질병진단에 응용되고 있다. 심전도(electrocardiogram; ECG), 뇌파도(electroencephalogram; EEG) 등은 인체의 전기적인 특성을 이용하여 진단하는 대표적인 진단 기기이다. 그러나 생체는 전기를 통과시키는 도체이기 때문에 생체 내부에서 발생한 전기신호가 체외로 전파되면서 파형의 왜곡이 발생한다. 한편 인체는 자기적으로 투명한 성질을 가지고 있어 자기신호는 외부에서 계측하더라도 왜곡되지 않는다. 따라서 생체자기신호(biomagnetism)를 계측하여 진단에 이용한다면 신호의 왜곡 없이 보다 자세하게 인체의 동적 및 정적 상태 변화를 읽을 수 있으며 여러 가지 질병 진단도 가능하다는 장점이 있다[1, 2].

식생활의 서구화와 노인 인구 증가로 국민 보건을 위협하는 가장 무서운 질환의 하나인 허혈성심장질환(ischemic heart diseases)은 혈관 벽에 콜레스테롤과 같은 지방질이 쌓이는 죽상경화증(atherosclerosis)과 이에 동반된 혈전(thrombus)으로 심장에 혈액을 공급해주는 혈관인 관상 동맥이 좁아지거나 막히게 되어 심장근육에 충분한 혈액 공급이 이루어지지 못할 때 나타나는 관상동맥질환이다. 임상적으로는 협심증, 심근경색증 또는 심장돌연사로 나타나고 있으며, 허혈성심장질환 환자 중 75%가 협심증 환자인 것으로 알려져 있고, 예측이 어려우며 갑작스럽게 발생할 수 있기에 정기적인 검사와 관리가 필요한 질환이다.

최근에는 고감도 자장 센서인 초전도 양자 간섭 소자(superconducting quantum interference device; SQUID)의 기술발전과 전자회로 및 신호처리 기술의 발전으로 다채널 SQUID 소자를 탑재한 자기 심전계(magneto-cardiography)가 개발되어 사용되고 있다. 심자도를 이용한 심장 질환 진단의 활용에 대한 많은 연구가 진행되고 있으나 기존의 심전도에서 임상적 지표로 활용하는 특징점으로는 질환 진단에 활용하기가 어려우며, 쌍

극자 전류원 방향 추정 방법으로는 각종 심장 질환의 진단을 위한 데이터베이스가 불충분한 상태이다[3]. 근래에는 기술의 발달로 심장질환자에 대하여 심전도(ECG)와 심자도(magnetocardiogram; MCG)를 검사한 결과에서, MCG 측정에서의 신호 파형과 자장에서의 등고선(contour map of magnetic field map)이 뚜렷한 양상을 보이고 있으며 심장 질환의 판독률이 더 우수한 것으로 보고되고 있다[4].

신경회로망을 이용하여 질환을 진단하려는 많은 연구들이 있었다. 신경회로망을 이용한 진단에는 생체 신호에서 유의미한 파라미터를 추출하여 사용하는 방법들이 널리 사용되어 왔다[5, 6]. 최근에는 생체 신호의 일부를 신경회로망의 입력으로 적용하여 질환 진단에 이용하는 연구도 이루어지고 있다[7].

본 연구에서는 정상인과 허혈성심장질환 환자에 대하여 임상적으로 유의한 여러 가지 심자도 특징 파라미터를 추출하고 신경회로망 분류기를 구성하여 허혈성 심장질환 진단의 가능성을 검토하였다. 연구 수행을 위하여 정상인 10명과 안정성 협심증 증세를 보이는 허혈성심장질환을 가진 10명에 대한 데이터를 얻었다. 취득된 심자도 데이터에 대하여 특징점, 특징 간격 파라미터와 진폭비 파라미터를 분석하여 심장 질환 진단에 활용 가능한 임상 지표를 추출하였고, 신경회로망 시스템에 추출된 파라미터를 입력하여 심장 질환 유무에 대한 지능형 진단 시스템의 개발이 가능함을 실험하였다.

II. 심자도 신호의 특징 파라미터

2.1. 심장 활동 전위와 심자도

심장의 주요노드에서의 활동전압 형태를 그림 1에 나타내었다. 심장 주요 노드의 위치에 따라서 관여되는 일과 활동전압 시작시간, 모양, 심전도의 각 파형과의 연관성, 전도속도 등이 다르게 나타나며 각 노드의 활동전압은 중첩되어 가장 하단부의 파형인 심전 활동 전위 신호로 구성됨을 알 수 있다. 심장의 활동 전도 신호는 우심방 상부의 동방결절(SA노드)에 기인한 P파로 시작됨을 알 수 있고, 가장 큰 진폭을 갖는 R파는 주로 심실근의 활동 전압에 지배를 받고 있음을 확인할 수 있다. 따라서 SA 노드에서 시작하여 좌심실의 재분극(repolarization)을 마지막으로 심전도 파형이 구성된다.

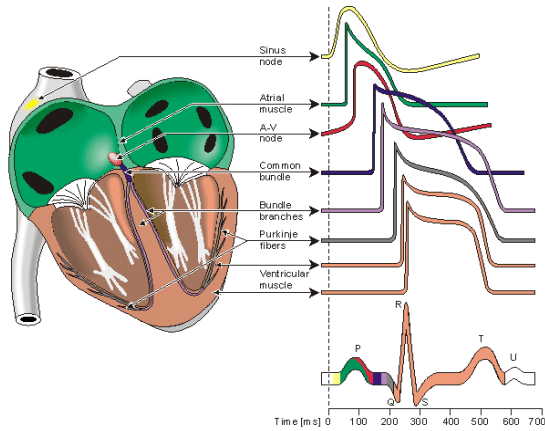


Fig. 1 The action potential of heart node

그림 2는 생체 자기 신호를 이용한 진단과정을 도식으로 나타낸 것이다. 생체에서 발생하는 심자도 신호는 체외에서 측정할 경우 그 크기가 지구 자기장의 백만분의 일 수준에 불과한 pT 정도로 매우 작은 크기를 가지고 있다. 극미약 생체자기신호를 정밀하게 측정할 수 있는 기술은 현재 초전도 양자 간섭 소자(SQUID)를 이용한 측정방법이 유일하고, SQUID를 이용한 생체자기신호의 측정은 1980년대 후반부터 본격적으로 이루어졌다. 또한 이러한 신호를 진단에 응용하기 위하여 분석을 통한 파라미터 추출과정이 필요하다.

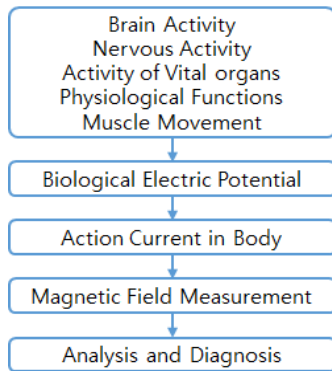


Fig. 2 The procedure of the diagnosis using biomagnetic signal

2.2. 심자도 신호의 특징 파라미터 정의

본 논문에서는 정상인 경우와 허혈성심장질환 환자의 심자도 데이터에 대한 정량적 평가를 위하여 여러

가지 특징점과 이를 이용하여 특징 간격 파라미터를 검출하고, 다양한 진폭 파라미터를 추출하여 10개의 파라미터를 정의하였다.

2.2.1. 특징점과 특징 간격 파라미터

심전도는 심장 질환을 진단하는데 보편적으로 사용되는 방법으로 심전도에서 특징점을 나타내는 파형으로는 P파, Q파, R파, S파, T파 등이 있으며, P파는 심방의 탈분극에 의해 형성되고, Q파, R파, S파의 QRS군은 심실의 탈분극에 의해 형성되고, T파는 심실의 재분극에 의해서 형성된다. 그림 3은 심전도에서의 5개의 특징점 파형과 특징 간격인 RR 간격, PR 간격, QRS 폭, QT 간격, QTc 간격 및 특징 분절을 나타내는 PR 분절을 도식적으로 보여주고 있다.

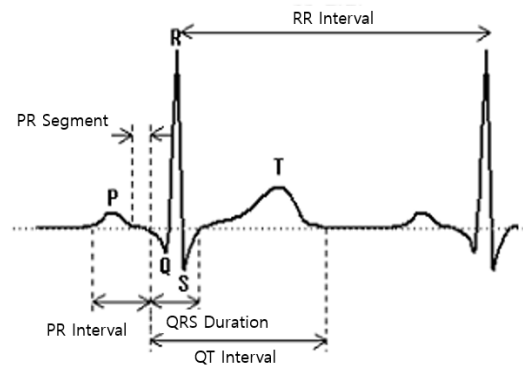


Fig. 3 Characteristic point and characteristic section in the electrical Signals of the Heart

본 논문에서는 다 채널 심자도 신호에서 특징점과 특징 간격 계산을 자동화하여 P파 시작점, P파, P파 끝점, Q파 시작점, R파, S파 끝점(J-point), T파, T파 끝점을 검출하게 된다. 검출된 8개의 중요한 특징점의 특징 간격인 RR 간격, PR 간격, QRS 폭, QT 간격, QTc 간격 및 특징 분절을 나타내는 PR 분절 특징 간격을 계산하도록 소프트웨어를 구성하였다.

2.2.2. 진폭비 파라미터

진폭비 파라미터를 특징 파라미터를 사용하기 위하여 다채널 심자도 데이터로부터 5개의 진폭 차이를 검출하였다. 그림 4는 진폭비 파라미터 정의를 위하여 정상인의 61채널 심자도 신호를 도식적으로 나타내었고

하나의 심주기에 대한 진폭 차이를 추출한 예를 나타내고 있다.

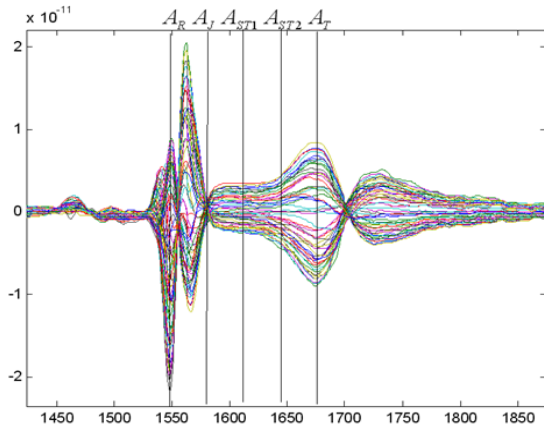


Fig. 4 Amplitude difference for definition of amplitude ratio parameter

검출된 5개의 진폭 차이는 이미 검출된 특징점(R파, J-point, T파)을 기준으로 다음과 같이 정의하였다.

A_R 는 R파의 정점에서 최대·최소 진폭의 차이를 나타내며, 식 (2.1)와 같이 나타낼 수 있다.

$$A_R = \max\mathbf{B}(t_R) - \min\mathbf{B}(t_R) \quad (2.1)$$

여기서, t_R 은 R파의 정점 시간, $\max\mathbf{B}(\cdot)$ 는 측정 자장 중 최대값을 나타내며, $\min\mathbf{B}(\cdot)$ 는 측정 자장 중 최소값을 나타낸다. 또한 A_J 는 J-point에서의 최대·최소 진폭차를 나타내며, A_{ST1} 과 A_{ST2} 는 각각 J-point와 T파의 정점을 삼등분하는 첫 번째와 두 번째의 시간에서의 최대·최소 진폭차를 나타낸다. 그리고 A_T 는 T파의 정점 시간에서의 진폭차를 나타낸다. 각 진폭 차이는 식 (2.2)에서 (2.5)와 같으며, t_J 는 J-point의 시간, t_T 는 T파의 정점 시간, $t_{ST1} = (t_T - t_J)/3$ 인 시간, $t_{ST2} = 2 \times (t_T - t_J)/3$ 시간을 나타낸다.

$$A_J = \max\mathbf{B}(t_J) - \min\mathbf{B}(t_J) \quad (2.2)$$

$$A_T = \max\mathbf{B}(t_T) - \min\mathbf{B}(t_T) \quad (2.3)$$

$$A_{ST1} = \max\mathbf{B}(t_{ST1}) - \min\mathbf{B}(t_{ST1}) \quad (2.4)$$

$$A_{ST2} = \max\mathbf{B}(t_{ST2}) - \min\mathbf{B}(t_{ST2}) \quad (2.5)$$

이렇게 추출된 5개의 진폭 차이들로부터 다음과 같은 4개의 진폭비 파라미터를 구성하였다.

$$\text{진폭비 파라미터} : \left\{ \frac{A_J}{A_R}, \frac{A_{ST1}}{A_R}, \frac{A_{ST2}}{A_R}, \frac{A_T}{A_R} \right\}$$

III. 실험 및 결과 분석

3.1. 실험 방법

심자도 신호의 획득을 위하여 모든 주파수 대역에 대하여 40dB 이상이 보장되는 자기 차폐실 내에서 심자도 신호를 기록하였다. 심자도 측정 시스템(Eagle Tech.)은 61채널 LTc-dc SQUID 기반으로 샘플링 주파수는 500Hz이다. 측정된 신호는 다채널 디지털 필터를 구현하여 안정화 하였다. 설정된 필터는 차단 주파수가 0.3Hz인 고역통과 필터, 50Hz인 저역통과 필터, 60Hz의 대역저지 필터이다. 전체 데이터 기록 시간은 10sec이며, 입력 이득은 10, 출력 이득은 5로 하였다. 임상데이터 획득을 위한 디지털 필터는 구현은 Visual C++(Microsoft Corporation)을 사용하였고, 파라미터 해석 및 진단은 Matlab r2012a(The Mathworks, Inc.)를 이용하였다.

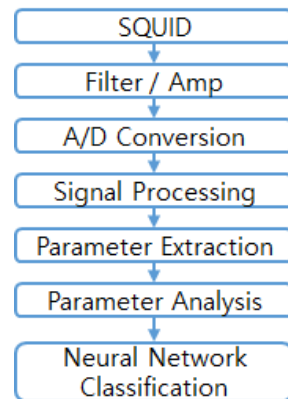


Fig. 5 A flowchart of MCG signal processing, parameter extraction, analysis and classification

본 연구에서 심자도 신호를 계측하고 분류하기 위한 절차를 그림 5에 나타내었다. 심자도는 측정 대상자 심장 부위 전면에 설치된 SQUID 센서에서 심장의 미소

자장을 측정하는 것이다. 즉, 심장에서부터 적절한 거리에 배치된 각각의 센서에 대하여 수직방향으로 사영 (projection) 하였을 때의 절대적 자장 성분이라고 할 수 있다. 검출된 신호를 사용하여 특징점 및 특징 간격 파라미터, 진폭비 파라미터를 추출하고, 이를 해석하여 10개의 파라미터를 정의하고, 진단에 활용하였다.

3.2. 특징 파라미터 추출

측정한 다채널 심자도 신호는 미소 자장 신호로서 R 파를 기준으로 평균화(averaging) 과정을 수행하여 심자도 신호의 신호 대 잡음비 특성을 향상시켰으며, 심자도 신호의 임상파라미터를 분석하기 위하여 포락선(envelope) 검출, 포락선 차이 계산, 포락선 차이 강조 기법 등의 전처리 과정을 진행하여 특징 파라미터를 자동 추출하도록 하였다.

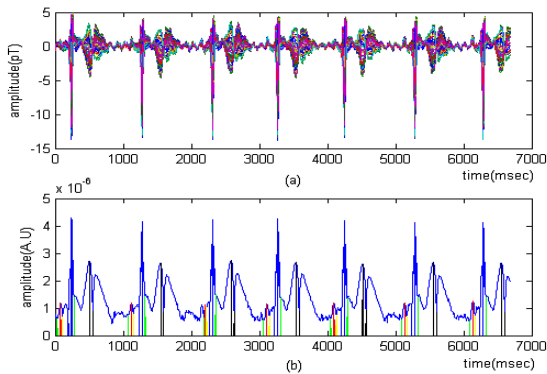


Fig. 6 An example of parameter abstraction in normal group

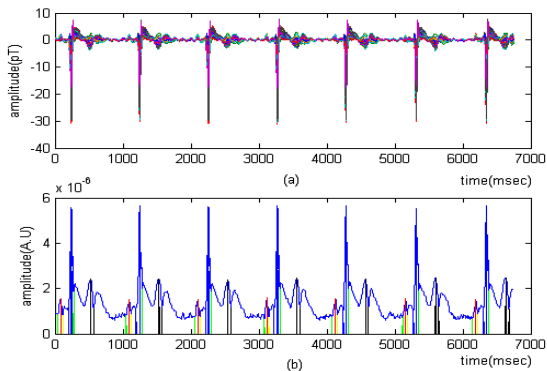


Fig. 7 An example of parameter abstraction in ischemic heart disease group

그림 6의 상단은 정상인 그룹의 심자도 신호의 예이며, 하단은 포락선 강조의 과정이 수행된 후의 특징점과 특징 간격 파라미터의 위치 검출의 예를 보여주고 있다. 그림 7의 상단은 허혈성심장질환 그룹의 심자도 신호의 예이고, 하단은 포락선 강조의 과정이 수행된 후의 특징점과 특징 간격 파라미터의 위치 검출의 예를 나타내고 있다. 정상 그룹의 심자도 신호에서는 각 특징점에 따른 피크치의 변화를 구별할 수 있었으며, 허혈성심장질환 그룹의 경우에는 각 환자별 특징점의 차이가 많으며 심자도 신호의 모양이 불규칙적으로 나타남을 알 수 있다.

3.3. 신경회로망을 이용한 분류

본 연구에서 사용한 정상과 허혈성심장질환 분류를 위한 신경회로망 구조를 그림 8에 나타내었다. 추출된 10개의 심자도 특징 파라미터를 입력으로 하며, 30개의 중간층을 두고 출력으로 정상인 경우와 허혈성심장질환의 2가지로 판정하여 분류할 수 있도록 구성하였다. 20명의 심자도 특징 파라미터는 정상인 10명과 허혈성심질환자 10명분의 6주기에 대하여 분리하여 계산된 6개의 데이터를 신경회로망 입력으로 사용하였고, 학습에 80%를 이용하고 확인(validation)과 검사(test)에 각각 10%를 이용하였다. 신경회로망은 scaled conjugate gradient 역전파 알고리즘으로 중간층 뉴런에는 tangent sigmoid 함수를 출력층 뉴런에는 log sigmoid 함수를 사용하였다.

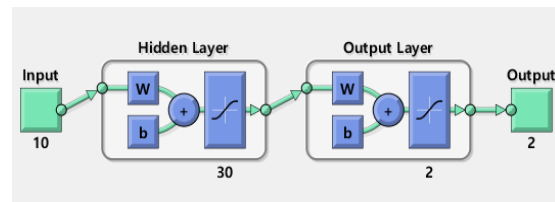


Fig. 8 The structure of neural network for MCG parameter classification

그림 9는 신경회로망의 학습, 확인 및 검사 과정을 나타낸 것으로 120회 동안의 훈련을 진행하여 확인 오차는 3.823255e-2에서 학습을 종료한 것을 보여주고 있다. 이 경우의 학습에서는 61회에서 0.1958의 오차값을 가지며 가장 잘 분류되는 학습 차수를 나타내고 있다.

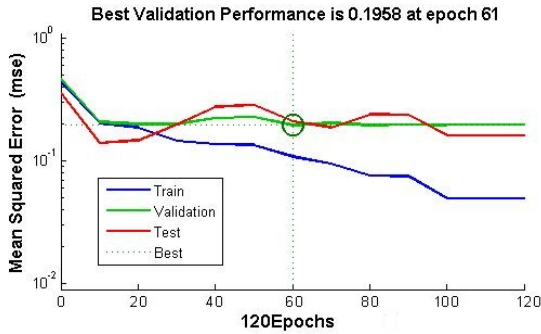


Fig. 9 The neural network training, validation, and Test procedure for MCG classification

IV. 결 론

본 연구에서는 심자도 신호를 획득하여 임상적으로 유의한 여러 가지 심자도 특징 파라미터를 추출하고 신경회로망 알고리즘을 사용하여 정상과 허혈성심장 질환의 분류를 수행하였다. 획득된 신호는 전처리 과정을 거쳐 판독 및 파라미터 추출이 용이하도록 처리하였고, 심자도 데이터를 이용하여 특징점, 특징 간격 파라미터 및 진폭비 파라미터를 계산하였다. 이러한 심자도 특징 파라미터를 신경회로망 분류기에 입력하여 정상과 허혈성 심장질환의 경우를 분류하는 실험을 수행하여 가능성을 보였다. 향후 여러 증상의 협심증 환자들의 심자도 데이터를 이용한 실험, 심자도 데이터를 표준화 하여 신경회로망 분류기에 입력하는 등의 실험을 통하여 지능형 진단 시스템의 구현을 위한 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] J. D. Park, Y. Huh, S. O. Jin, and S.C. Jeon, "Extraction of ischemic heart disease diagnosis parameters in magnetocardiogram signal," *The Transaction of The Korean Institute of Electrical Engineers*, vol. 54D, no. 11, pp. 680-688, Nov. 2005.
- [2] IvanVincent "Acute Leukemia Classification Using Sequential Neural Network Classifier in Clinical Decision Support System," Master Thesis, Pukyong National University, 2015.
- [3] C. I. Jeon, Y. Huh, B. H. Han, W. S. Chang, S. O. Jin, D. H. Youm, K. U. Kim, H. S. Byun, S. H. Lee, S. Y. Choi, and S. H. Choi, "Automatic Extraction of the Diagnostic Parameters in Magnetocardiogram," *The 2004 International Technical Conference on Circuit/Systems, Computers and Communication*, pp. 6B2L-5, July 6-8, 2004.
- [4] Y. G. Park, C. S. Kang, and H. C. Kwon, "Development of Biomagnetic Measurement and Analysis Technology," Korea Research Institute of Standards and Science, Technical Report, 2007.
- [5] S. Y. Park, "Novel solution for the Acute Appendicitis Diagnosis System using Artificial Neural Networks," Ph. D. dissertation, Dongguk University, 2012.
- [6] IvanVincent "Acute Leukemia Classification Using Sequential Neural Network Classifier in Clinical Decision Support System," Master Thesis, Pukyong National University, 2015.
- [7] S. H. Eum, and J. H. Nam, "The Classification of Heart Sound during Systole and Diastole by Neural Network," *Information Journal*, Vol. 18, No. 6(A), pp.2363-2368, June, 2015.



엄상희(Sang-Hee Eum)

1993년 동아대학교 전기공학과 공학사
 1995년 동아대학교 전기공학과 공학석사
 2000년 부산대학교 전자공학과 공학박사
 2000년 ~ 현재 : 동주대학교 조선해양과 부교수
 ※관심분야 : 영상처리, 신호처리, 인공지능, 의공학, IT융합