

# BCI(Brain-Computer Interface)에 적용 가능한 상호작용함수 기반 자율적 기계학습

김귀정\*, 한정수\*\*  
건양대학교 의공학부\*, 백석대학교 정보통신학부\*\*

## Unsupervised Machine Learning based on Neighborhood Interaction Function for BCI(Brain-Computer Interface)

Gui-Jung Kim\*, Jung-Soo Han\*\*  
Dept. Of Biomedical Engineering, Konyang Univ.\*  
Division of Information & Communication, Baekseok Univ.\*\*

**요약** 본 연구는 비교사학습의 대표적인 방법 중 하나인 코호넨의 자기조직화 방법을 기반으로 BCI(Brain-Computer Interface)에 적용 가능한 자율적 기계학습방법을 제안한다. 이를 위해 상호작용 함수를 이용한 학습영역조정방법과 자율적 기계학습규칙을 제안하였다. 학습영역조정과 기계학습은 코호넨의 자기조직화 방법을 기반으로 한 상호작용 함수에 의한 측면제어효과를 이용하였다. 승자 뉴런을 결정하고 난 후 학습 규칙에 따라 뉴런의 연결강도를 조정하고 학습 횟수가 증가함에 따라 학습영역이 점차 감소하여 출력층 뉴런 가중치들의 입력을 향한 유동을 완화시켜 네트워크가 평형 상태(equilibrium state)에 도달하여 학습을 마칠 수 있는 자율적 기계학습을 제안하였다.

**주제어** : 뇌-컴퓨터 인터페이스, 뇌파, 상호작용함수, 기계학습, 자기조직화, 융복합

**Abstract** This paper proposes an autonomous machine learning method applicable to the BCI(Brain-Computer Interface) is based on the self-organizing Kohonen method, one of the exemplary method of unsupervised learning. In addition we propose control method of learning region and self machine learning rule using an interactive function. The learning region control and machine learning was used to control the side effects caused by interaction function that is based on the self-organizing Kohonen method. After determining the winner neuron, we decided to adjust the connection weights based on the learning rules, and learning region is gradually decreased as the number of learning is increased by the learning. So we proposed the autonomous machine learning to reach to the network equilibrium state by reducing the flow toward the input to weights of output layer neurons.

**Key Words** : BCI, Brain wave, Interaction Function, Machine Learning, Self Organization, Convergence

\* 본 논문은 2015년도 백석대학교 대학연구비에 의하여 수행된 것임.

Received 27 June 2015, Revised 28 July 2015

Accepted 20 August 2015

Corresponding Author: Gui-Jung Kim

(Dept. Of Biomedical Engineering, Konyang Univ.)

Email: gjkim@konyang.ac.kr

ISSN: 1738-1916

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. 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.

## 1. 서론

생체신호 측정기술의 발전에 따라 최근에는 사용자의 상태를 단순히 모니터링 하는 수준을 넘어서 생체신호로부터 사람의 생각이나 의도를 파악하는 기술로 발전하고 있다. 사람의 두피로부터 측정된 뇌파(Electroencephalograph:EEG)신호는 사람의 생각이나 의도가 반영되어 있는데 기계학습이나 패턴인식과 같은 신호처리 기술을 이용하면 이런 사용자의 의도를 해석할 수 있다. 이를 이용한 뇌-컴퓨터 상호작용(Brain-Computer Interface:BCI)기술은 사람의 생각이나 의도로 컴퓨터나 기계를 제어하고자 하는 기술이다 [1,2,3]. 이를 위해 뇌의 특정영역에서 원하는 뇌의 활동을 측정할 수 있는 뇌파측정기술과 뇌의 활동을 정량·정성화하고 이를 분석하는 뇌파분석기술, 그리고 추가로 이를 통한 뇌와 컴퓨터의 프로토콜 개발 등이 요구되고 있다[4,5]. 이는 뇌의 신경세포를 모방해 컴퓨터가 인간의 뇌처럼 인지, 학습, 추론하는 인공지능기술을 근간으로 하고 있다.

이에 본 연구에서는 BCI에 적용 가능한 자율적 기계학습방법을 제안한다. 이를 위해 비교사학습의 대표적인 방법 중 하나인 코호넨의 자기조직화 방법을 기반으로 한 상호작용 함수를 이용한 학습영역조정방법과 자율적 기계학습규칙을 제안하였다. 제안한 방법은 비교사학습 방법을 따르며, 이는 외부의 도움 없이도 입력에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습할 수 있는 능력을 말한다. 본 논문의 구성 다음과 같다. 본 연구는 서론에 이어 제 2장에서는 BCI 동향과 자율적 기계학습에 대해 살펴보고, 제 3장에서는 상호작용함수 기반 BCI 학습방법에 대해 설명하고, 제 4장에서는 자율적 기계학습규칙에 대해 기술하며, 끝으로 결론을 맺는다.

## 2. 연구배경

### 2.1 BCI 동향

현재 진행되고 있는 BCI 연구에서 가장 큰 난제가 되고 있는 것은 뇌파다. 과거 뇌파 측정·분석과 같은 한정된 영역을 뛰어 넘어, 뇌파를 이용한 자율운전 방지 시스템, 스마트 폰과 연동된 뇌파 게임 등 응용기술 관련 출

원건수가 64.3%를 차지하고 있다. BCI는 다양한 분야에서 응용되어 사용되어 질 수 있다. 의료, 재활, 헬스케어 분야는 대표적인 BCI의 응용분야이다. 사지를 사용할 수 없는 환자에게 일상생활을 가능케 하며, 재활에 도움을 줄 수 있는 의료, 재활의 미래 연구 분야이다. 뇌파제어 기술을 활용해 휠체어나 로봇팔을 조종하는 연구가 진행 중이다[6]. 스위스 로잔 공대의 톰 칼슨 박사는 2011년 말, 사용자가 원하는 방향으로 움직이는 전동 휠체어 시스템을 개발하였다. 뇌에 이식한 칩을 통해 로봇팔의 동작뿐 아니라 손가락의 움직임까지 정교하게 조종 가능케 하는 연구도 진행 중에 있다. IT 기기, 자전거, 자동차 등에 BCI 기술이 적용가능하다. 운동중이거나 다른 일을 수행하는 중에 IT 기기나 차량을 제어하는 경우 BCI가 편의를 제고할 수 있어 실용화가 기대되는 부분이다. 스마트폰 등 IT 기기에서는 최근 뇌파로 조작하거나 앱을 구동하는 기술을 개발 중이다. 또한, 자전거나 자동차 운전자의 의도를 파악해 기기 속도, 상태, 방향 전환 등을 제어하는 기술 개발이 진행 중에 있다. BCI 기술은 게임, 영화와 같은 엔터테인먼트에도 적용가능하다[12,14]. 게임은 안정적인 문제가 비교적 적기 때문에 BCI의 실용화가 앞선 분야 중의 하나이며, 영화분야에서는 감상하는 사람의 의지에 따라 이야기의 흐름이 바뀌는 콘텐츠도 개발되었다[7,15].

### 2.2 자율적 기계학습

사람의 두피로부터 측정된 뇌파는 사람의 생각이나 의도가 반영되어 있는데 기계학습(machine learning)이나 패턴인식(pattern recognition)과 같은 신호처리 기술을 이용하면 이런 사용자의 의도를 해석할 수 있다. 이는 사람의 생각이나 의도로 컴퓨터나 기계를 제어하고자 하는 기술인데, 기계 학습은 뇌의 신경세포를 모방해 컴퓨터가 인간의 뇌처럼 인지, 학습, 추론하는 인공지능기술이다. 기계학습에 사용되는 방법은 크게 2가지로 나눌 수 있는데 교사학습(Supervised learning), 비교사학습(Unsupervised learning)이 그것이다. 교사학습은 training data와 test data가 존재하여 training data로부터 학습을 한 후 test data를 맞추는 학습방법이다. 반면에 비교사학습은 외부의 도움 없이도 입력에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고 자기 스스로 학습할 수 있는 능력을 말한다. 이에 대한 연구 중 하나가 핀란드의 헬싱

키 공과대학 (Helsinki Technology University) 의 튜보 코호넨 (Teuvo Kohonen) 에 의해 제안되었다[8,9,10]. 코호넨의 '자기조직화 (self-organizing)' 은 backpropagation 네트워크와는 달리 일반적인 계층적인 시스템이 아니며 2개의 층으로 이루어져 있다. 이 네트워크의 첫 번째 층은 입력층이고 두 번째 층은 경쟁층인데 2차원의 격자로 되어있다. 모든 연결들은 첫 번째 층에서 두 번째 층의 방향으로 되어 있으나 두 번째 층은 완전 연결되어 있다. 이 뉴런들은 경쟁층에서 고밀도로 연결되어 있다. 코호넨이 제안한 방법의 학습 철학은 '승자 독점 (winner take all)' 이다. 승자만이 출력을 낼 수 있으며, 승자와 그의 이웃들만이 그들의 연결강도를 조정할 수 있다.

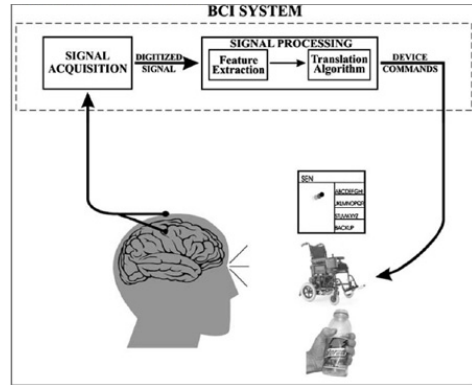
### 3. 상호작용함수 기반 BCI 학습

#### 3.1 BCI 구현원리

BCI 구현은 뇌파측정, 뇌파분석(신호처리), 활용 등의 과정을 거친다. 뇌의 활동을 측정하는 방법은 침습적 방법과 비침습적 방법이 있다. 침습식은 두개강내뇌파, 국소장전위, 마이크로전극, 마이크로전극배열 등을 이용하고 비침습식은 뇌전도, 뇌자도, 양전자단층촬영, 근적외선분광, 기능적자기공명영상을 이용한다. 침습식은 두피를 뚫고 뇌 피질 혹은 뇌 안에서 직접 신호를 측정하기 때문에 센서의 생체적합성이 중요한 사항이 된다. 이는 신호의 질과 시간/공간 해상도가 뛰어나다는 장점이 있기는 하지만, 센서의 생체적합성 및 장기간 이식되어도 문제가 되지 않는 디자인과 재질 그리고 신경조직을 상하지 않으면서 저 전력과 무선으로 동작 할 수 있는 전극에 대한 연구가 요구 된다. 이에 반해, 비침습식은 잡음 문제가 있어 신호의 질이 떨어지지만, 인체에 무해하고 준비과정이 복잡하지 않기 때문에 선호되고 있다[4].

뇌파를 측정하고 이를 이용해 어떤 정보를 얻기 위해서는 뇌파를 분석하는 과정이 필요한데, 이는 여러 주파수 대역의 신호가 섞여 있는 복잡한 신호처리 과정을 거쳐야 한다[13]. 주파수 대역에 따라 델타파(0~4Hz), 세타파(4~8Hz), 알파파(8~13Hz), 베타파(13~30Hz), 감마파(30~100Hz)로 나뉜다. 특별히 sensorimotor cortex 부근에서 발생하는 8~12Hz를 mu wave라 하고 BCI에서 자주 사용된다. 연구자마다 주파수 대역을 조금씩 다르게 정

의하기도 하지만 사람마다 뇌파의 주파수 특성이 차이가 있기 때문에 분석을 통해 원하는 주파수 대역을 설정해야 한다. 그림 1은 BCI의 신호처리 과정을 나타낸 것이다 [7].



자료 : Gerwin Schalk(2004)  
[Fig. 1] Process of BCI

BCI 시스템은 기본적으로 학습과정과 피드백과정으로 구성된다. 학습과정은 전처리 단계, 특징 정보 추출 단계와 분류 단계로 나뉜다.

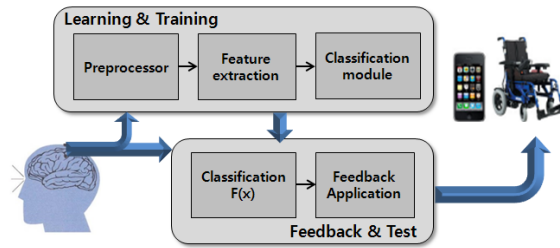
·전처리 단계 : 효율적인 BCI 시스템을 구성하기 위해서는 전처리 과정을 수행하여 신뢰성 있는 뇌파를 수집하여야 하며 이를 위한 전처리 과정으로는 자기상관 함수(Auto Correlation Function), 독립성분분석(ICA : Independent Component Analysis), Band-Pass Filtering, Notch Filtering, 앙상블평균(Ensemble Averaging)등이 있다.

·특징 정보 추출 단계 : 특징추출은 주어진 입력자료보다 적은 차원을 가지면서 동시에 자료를 분류하기 위한 특징을 충분히 포함하는 입력신호의 특징을 찾아내는 과정이다. 많은 특징 추출 기법 중 BCI 분야 에서 널리 사용되어지는 특징추출 기법으로 자기회귀모델(AR : Auto Regressive Model), 파워스펙트럼(Power Spectrum), 호스파라미터(Hjorth Parameter), 주성분분석(PCA : Principal Component Analysis), 선형판별분석(LDA : Linear Discriminant Analysis)등이 있다.

·분류 단계 : 특징 추출을 거친 뇌파 신호는 실질적인 기기 제어 등을 위한 분석 및 분류 과정을 거치게 된다. 다양한 감각 기관을 통하여 전달되는 정보를 처리, 분석,

종합하여 미리 정의된 특정 패턴들 중 어떤 부류에 속하는지 판별하는 기술이다. 생체 인식의 한 분야인 BCI 분야에서 활용되어지는 기법으로는 은닉마르코프모델(HMM: Hidden Markov Models), Kalman Filter Model, 다층신경회로망(Multi Layer Perceptron)등이 있다.

피드백 과정은 마우스커서 컨트롤, 휠체어 운전, 로봇 팔의 제어 등의 구체적인 응용에 적용한다. 그림 2는 BCI 시스템의 흐름을 나타낸다[11].



[Fig. 2] BCI system[11]

### 3.2 상호작용 함수를 이용한 학습영역조정

태어난 지 얼마 되지 않은 아기가 눈의 초점 맞추기를 배우는 과정을 생각해 보자. 갓 태어난 아기가 시각적인 자극을 보고 이해하기 위하여 어떻게 해야 하는지 아무도 가르쳐줄 수는 없다. 그러나 며칠 후 아기는 눈에 보이는 자극과 물체 및 모양들을 서로 연관시키는 것을 자연스럽게 배우게 된다. 본 연구에서는 이러한 자율적인 신경망 모델을 비교사학습 개념을 이용하여 신경 생리학적인 시스템으로 모델링하고자 한다. 이를 위해 기계학습 시 승자뉴런을 결정하고 학습에 참여할 수 있는 영역을 조정하는 학습영역조정방법과 학습규칙에 대해 코호넨의 자기조직화 방법을 적용하여 BCI 시스템의 학습방법을 설계하고자 한다.

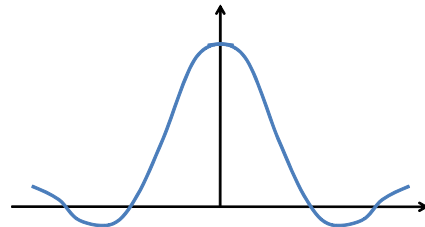
본 연구의 자기조직화 기반 학습영역조정은 두 개의 작동 모드를 가진다. 자기조직화 기반 학습은 한 번의 학습이 이루어지면 하나의 map이 만들어진다. training process 동안에 네트워크는 경쟁과정(competitive process)을 통해 스스로를 조직화 한다. 이 네트워크는 second phase 동안에 기대되는 벡터의 종류를 대표할 수 있을 정도로 가능한 많은 수의 입력벡터가 주어져야 한다. 그렇지 않으면 모든 입력벡터는 여러 차례 적용되어야 한다. 하나의 새로운 입력벡터가 네트워크상의 위치를 빠르게 얻게

되는 mapping process 동안에, 그 입력벡터는 자동적으로 분류되고 범주로 나뉜다. 거기서는 가중치벡터가 입력벡터에 가장 가까이 위치하는 단 하나의 승리뉴런이 있을 것이다. 이것은 식 (1)과 같이 입력벡터와 가중치벡터 사이의 Euclidean distance를 계산하여 쉽게 결정될 수 있다.

$$\text{승자} = \min(\| \text{입력 벡터} - \text{출력층 뉴런의 가중치} \|) \quad (1)$$

이를 위해 각 뉴런은 연결강도 벡터와 입력벡터가 얼마나 가까운가를 계산한다. 그리고 각 뉴런들은 학습할 수 있는 특권을 부여받으려고 서로 경쟁하려는데 거리가 가장 가까운 뉴런이 승리하게 된다. 이 승리뉴런이 출력 신호를 보낼 수 있는 유일한 뉴런이다. 또한 이 뉴런과 이와 인접한 이웃 뉴런들만이 제시된 입력벡터에 대하여 학습이 허용된다. 이를 상호작용 함수를 이용한 학습영역조정방법이라 할 수 있다.

이웃 반경의 정확한 크기는 바로 인접한 뉴런들에게만 해당되도록 제한될 필요는 없다. 이웃 반경의 크기는 학습하는 도중에도 변할 수 있다. 처음에는 층내의 모든 뉴런들을 포함하다가 점차로 줄어들어 승자와 바로 인접한 뉴런들만이 포함된다. 이웃의 크기  $N_f(t_k)$ 는 시간  $t_k$ 가 경과함에 따라 서서히 축소된다. 자기조직화 방법의 학습영역조정방법은 층내에서 경쟁하는 측면제어를 사용하며, 전체적인 측면제어 효과는 맥시칸 모자와 유사하다. 승리뉴런과 상호작용 함수에 의해 선택된 일정한 이웃 집합 안에 있는 뉴런들에 대해서는 측면 활성화(activity)값이 존재하는데 이 값은 그림 3과 같이 맥시칸 모자의 형태를 취하며 활성화 범칙은 식 (2)와 같다.



[Fig. 3] the side effect using interaction function

$$\dot{Y}_i = -R_i(Y_i) + NET_i + \sum_j Z_{ij} Y_j \quad (2)$$

여기서  $R_i(Y_i)$ 는 누수 효과(leakage effect)를,  $Z_{ij}$ 는 뉴

런 사이의 측면 연결 가중치를 나타낸다.

#### 4. 자율적 기계학습규칙

승자 뉴런을 결정하고 난 후에는 학습 규칙에 따라 뉴런의 연결강도를 조정해야 한다. 학습 법칙은 입력과 가중치간의 거리에 학습 상수를 곱해줌으로써 반경 안에 속하는 뉴런들의 가중치가 입력 패턴에 점진적으로 가까이 가는 형태를 취한다. 이에 대한 자율적 기계학습규칙은 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} M_i(t_{k+1}) &= M_i(t_k) + \alpha(t_k)[X(t_k) - M_i(t_k)], \text{ for } i \in N_I(t_k) \\ M_i(t_{k+1}) &= M_i(t_k), \text{ for } i \notin N_I(t_k) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $X(t_k)$ 는 입력 벡터,  $M_i(t_k)$ 는 출력층 뉴런  $i$ 의 가중치,  $N_I(t_k)$ 는 이웃 집합,  $\alpha(t_k)$ 는 학습 상수를 나타낸다. 학습 상수는 0과 1사이의 값을 가지는 이득항(gain term)으로서 학습 횟수가 증가함에 따라 점차 감소하여 출력층 뉴런 가중치들의 입력을 향한 유동을 완화시켜 네트워크가 평형 상태(equilibrium state)에 도달하도록 하는 역할이다.

자기조직화 기반의 학습규칙 알고리즘은 다음과 같다.

- 단계 1 : 연결 강도를 초기화 한다.

3개의 입력으로부터 M개의 출력 뉴런간의 연결 강도를 작은 값의 임의의 값으로 초기화 한다. 초기의 이웃 뉴런의 크기는 모든 뉴런들이 포함될 수 있도록 충분히 크게 잡았다가 점차 줄여 나간다.

- 단계 2 : 새로운 입력 벡터를 제시한다.
- 단계 3 : 입력 벡터와 모든 뉴런들 간의 거리를 계산한다.

입력 벡터와 모든 출력 뉴런  $i$ 간의 거리  $d_i$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$d_i = \sum_{j=0}^{N-1} (x_j(t_k) - M_{ij}(t_k))^2$$

여기서  $x_j(t_k)$ 는 시간  $t_k$ 에서의  $j$ 번째 입력 벡터이고,  $M_{ij}(t_k)$ 는 시간  $t_k$ 에서  $j$ 번째 입력 벡터와  $i$ 번째 출력 뉴런 사이의 연결 강도이다.

- 단계 4 : 최소 거리에 있는 출력 뉴런을 선택한다. 거리를 나타내는  $d_i$ 의 값중 최소값을 갖는 출력 뉴런  $i^*$ 를 선택한다.

- 단계 5 : 뉴런  $i^*$ 와 그 이웃 뉴런들 간의 연결 강도를 재조정한다.

뉴런  $i^*$ 와 그 이웃 집합 내의 뉴런들 간의 연결 강도를 다음식과 같이 조정한다.

$$M_{ij}(t_{k+1}) = M_{ij}(t_k) + \alpha(t_k)[x_j(t_k) - M_{ij}(t_k)]$$

여기서  $i$ 는 이웃 집합 내에 있는 뉴런이고  $j$ 는 0에서 N-1까지의 정수값이다.  $\alpha(t_k)$ 는 0과 1사이의 값을 갖는 이득항으로서 시간이 경과함에 따라 점차 감소한다.

- 단계 6 : 단계 2로 가서 반복 수행한다.

#### 5. 결론

본 연구는 비교사학습의 대표적인 방법 중 하나인 코호넨의 자기조직화 방법을 기반으로 BCI에 적용 가능한 자율적 기계학습방법을 제안하였다. 이를 위해 상호작용 함수를 이용한 학습영역조정방법과 자율적 기계학습규칙을 제안하였으며, 학습영역조정과 기계학습은 코호넨의 자기조직화 방법을 기반으로 한 상호작용 함수에 의한 측면제어효과를 이용하였다. 학습방법은 승자 뉴런을 결정하고 난 후 학습 규칙에 따라 뉴런의 연결강도를 조정하는 방법이다. 학습 법칙은 입력과 가중치간의 거리에 학습 상수를 곱해줌으로써 반경 안에 속하는 뉴런들의 가중치가 입력 패턴에 점진적으로 가까이 가는 형태를 취한다. 학습 횟수가 증가함에 따라 학습영역이 점차 감소하여 출력층 뉴런들이 평형 상태에 도달하면 학습을 마칠 수 있는 자율적 기계학습을 제안하였다. 뇌와 기계를 연결하는 이러한 BCI 기술은 기존의 수동 기계장치와는 달리 사람의 뇌파가 적용된다는 점에서 다양한 BCI 응용분야에 적용 가능할 것으로 예상된다.

#### ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the research grant of Baekseok University in 2015.

## REFERENCES

- [1] B.Gainmann, B.Allison, and G. Pfurtscheller, "Brain-Computer Interface, Revolutionizing Human-Computer Interaction," Springer, 2010.
- [2] A. Nijholt, and D. Tan, "Brain-Computer Interfacing for Intelligent System," IEEE Intelligent Systems, Vol.23, No.3, pp.72~79, 2008.
- [3] P. Sajda, K-R. Muller, and K.V. Shenoy, "Brain-Computer Interfaces," IEEE Signal Processing Magazine, Vol.25, No.1, pp.16~28, 2008.
- [4] Jung-Won Lee, Kwang-Ok An, Jung-Woo Seo, Hyun Choi, Jung-Hwan Kim, Sung-Jae Lee, "A Survey on Potential User's Needs and Demands for Brain Machine Interface(BMI) Technology Developments," Journal of Vocational Rehabilitation, Vol.24, No.3, pp.5~25, 2014.
- [5] J. d. R. Millan et al., "ombining brain-computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges," Front. Neurosci. 4:161. doi:10.3389/fnins. 2010.00161
- [6] R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman et al., "Walking by Thinking: The Brainwaves Are Crucial, Not the Muscle!," Presence: Teleoperators and Virtual Environment. Vol.15, No.5, pp.500~514, 2006.
- [7] Dong-Young Jung, "Future of UI, Brain Computer Interface(BCI)," Samsung Economic Research Institute, No.197, 2013.10.
- [8] T. Kohonen, "Self Organization and Associative Memory", third edition, Springer-Verlag, 1990.
- [9] T. Kohonen, "The Self-Organizing Map", Proceedings of the IEEE, pp.1464~1480, 1990.
- [10] von der Malsburg, C. Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex, Neurocomputing: foundations of research, MIT Press Cambridge, MA, USA. 1988.
- [11] Min-Kyu An, Jin-Young Choi, Mi-Jin Lee, Jung Gu Lee, Sung-Chan Jun, "A Review of Brain Computer Interface (BCI) Games," Journal of korea information science society, Vol.31, No.7, pp.26~34, 2013.
- [12] Cheol-Min Kim, Gyeong-Heon Kang, and Eun-Seok Kim, "A Study on the Generation Method of Visual-Auditory Feedback for BCI Rhythm Game," Journal of Korea Game Society, Vol.13, No.6, pp.15~26, 2013.
- [13] Dong-Eun Kim, Tae-Ju Lee, Seung-Min Park, Kwang-Eun Ko, and Kwee-Bo Sim, "EEG Analysis Following Change in Hand Grip Force Level for BCI Based Robot Arm Force Control," Journal of Korean institute of intelligent systems, Vol.23, No.2, pp.172~177, 2013.
- [14] Ki-Ja Bak, Seon-Gyu Yi, and Soo-Hyun Jeong, "A Study on the Brain wave Characteristics of Baduk Expert by BCI(Brain Computer Interface)," Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol.9, No.3, pp.695~701, 2008.
- [15] Yunsick Sung, Kyungeun Cho, and Kyhyun Um, "A Normalization Method to Utilize Brain Waves as Brain Computer Interface Game Control," Journal of Korea Game Society, Vol.10, No.6, pp.115~124, 2010.

## 김 귀 정(Kim, Gui Jung)



- 1994년 2월 : 한남대학교 전자계산 공학과(공학사)
- 1996년 2월 : 한남대학교 전자계산 공학과(공학석사)
- 2003년 2월 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학박사)
- 2001년 9월 ~ 현재 : 건양대학교 의 공학부 교수

- 관심분야 : HIS, 3D e-learning, CRM
- E-Mail : gjkim@konyang.ac.kr

## 한 정 수(Han, Jung Soo)



- 1990년 2월 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학사)
- 1992년 2월 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학석사)
- 2000년 2월 : 경희대학교 전자계산 공학과(공학박사)
- 2001년 2월 ~ 현재 : 백석대학교 정보통신학부 교수

- 관심분야 : CBD, UML, 3D 모델링, S/W 아키텍처
- E-Mail : jshan@bu.ac.kr