



Human–Artificial Intelligence Interaction(HAII) 프레임워크의 실시간 감성 평가를 위한 생체신호 인터페이스 패턴 추출 및 분류기 설계

Pattern Recognition and Classifier Design of Bio-Signals based Interface in Human - Artificial Intelligence Interaction(HAII) Framework for Real Time Evaluation of Emotions

김진배·김상호·이현수[†]
Jinbae Kim, Sangho Kim and Hyunsoo Lee[†]

국립금오공과대학교 산업공학부
School of Industrial Engineering, Kumoh National Institute of Technology

요약

본 연구에서는 Human - Artificial Intelligence Interaction(HAII)을 사용하여 사용자의 감정을 측정하기 위한 효과적인 프레임워크를 제안한다. 기존의 연구는 표본 조사 기반의 Human-Computer 인터페이스 평가방법을 사용했지만 본 연구에서는 지능형 제품을 다루는 사용자의 생체 신호를 분석하고 생체 신호와 인간의 감정 사이의 관계를 분석한다. 추론된 모델은 실시간으로 사용자의 생체신호를 가지고, 지능형 제품을 사용하는 감정상태를 측정하는데 활용된다. 제안된 프레임워크의 효율성을 증명하기 위하여 Voice User Interface(VUI)를 가진 지능형 제품을 가지고 모델링하여 테스트를 진행한다. 31개의 뉴런 채널을 기반으로 한 뇌파 시스템(Electroencephalogram, EEG)에서 측정된 생체신호는 되며 K-최근접 이웃 방법 (K-Nearest Neighbors,KNN) 및 비선형의 서포트 벡터머신(Support Vector Machine, SVM)알고리즘을 사용하여 분류된다. 제안 하는 프레임워크는 실시간으로 HAII 인터페이스 환경에서 인간의 감정을 측정하는 새로운 효과적인 프레임워크로 고려된다.

키워드 : 인간-지능형 제품 인터페이스, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 인간-컴퓨터 인터페이스, 비선형 서포트 벡터 머신, 패턴 분류기

Abstract

This research suggests an effective framework for measuring user's emotions in handling an intelligent production using Human-Artificial Intelligence Interaction (HAII). While the existing research studies used survey based human-computer interface evaluation methods, this research analyzes the bio-signals of a user handling an intelligent product and reasons the relationship between the bio-signals and the human emotions. The reasoned model is used for measuring human's emotions handling an intelligent product only with bio-signals in real time. In order to show the effectiveness of the framework, experiments using an intelligent system with Voice User Interface (VUI) are modeled and tested. The bio-signals are measured from Electroencephalogram (EEG) based 31 neuron channel and these are classified with the premeasured human emotions using a K-Nearest Neighbors(KNN) and nonlinear support vector machine. The suggested framework is considered a new and effective framework measuring a human's emotions in HAII interface environment in real time.

Key Words : Human - Artificial Intelligence Interaction, Brain Computer Interface, Human Computer Interaction, Nonlinear Support Vector Machine, Pattern Classification,

Received: Nov. 27, 2018
Revised: Mar. 11, 2019
Accepted: Mar. 17, 2019
[†]Corresponding authors
hsl@kumoh.ac.kr

1. 서론

Google의 구글 홈(Google Home[®])과 아마존의 에코(Echo[®])와 같이 Artificial Intelligence(AI) 모듈이 탑재된 지능형 제품들이 출시되면서 사용자와 탑재된 모듈 혹은 연결된 인공지능 서버와의 상호작용 및 상호협력의 다양한 분야에서 이루어지고 있다. 본 연구에서는 이러한 상호작용을 Human Artificial Intelligence Interaction(HAII)라 정의하며, 이를 통해서 사용자가 지능형 제품에 대해 느끼는 만족감과 감성들을 정량적으로 평가하기 위한 새로운 프레임워크를 제안한다. 이를 통하여 지능형 제품 사용자의 생체 신호를 측정하고, 수집된 생체 신호의 패턴 추출 및 학습을 통해 기존에 활용되었던 사용자의 설문 및 응답에 의존한 만족도 및 감성을 평가하는 방법과의 차별 점 및 제안된 프레임워크의 우수성을 보여주고자 한다.

본 논문은 2018년 한국지능시스템학회 추계학술대회에서 우수논문으로 선정된 논문입니다.

이 논문은 2018년도 교육과학기술부의 한국연구재단 (NTF) 기금을 통한 기초과학 연구프로그램에서 지원하여 수행된 연구임.(NRF-2018R1D1A3B07047113)

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.

이를 위하여 본 연구의 2장에서는 관련 연구 배경 및 기존 연구들에 대해 기술하고, 3장에서 제안된 프레임워크의 HAI 실험 절차에 대해 자세하게 설명한다. 4장에서는 생체 신호의 수집방안 및 실험과 함께, 수집된 생체 신호로부터 패턴을 추출하여 이를 제품 평가와 연계하는 분류기의 성능을 보여준다.

2 배경 및 기존 연구 고찰

Human Computer Interaction(HCI)와 Human Artificial Intelligence Interaction(HAI)의 기존 연구들에서는 사용자가 보다 정확한 제어 및 사용하기 쉽고 쾌적한 시스템의 설계에 그 목적이 맞추어져 있으며, 평가 방식은 제어항목별 설문을 통하여 성능적합도 및 만족도를 측정하는 방법을 취하였다. 특히, Johnson, H[3]의 연구에서는 다수의 HAI 결합모델이 사용자로 하여금 지능형 제품을 보다 편하고, 쉽게 사용하는가에 초점을 맞추고 있다.

대부분의 기존 연구가 이러한 측정을 설문에 의존하는 반면, 보다 나은 연구를 위해 인간의 의사와 심리에 관련하여 정신적인 부분에서의 작업량 평가 연구와 생체 신호를 측정하여 분석하는 연구로 이어져 왔다.

HCI에서 중점적으로 고려되어야 할 부분은 사용자의 정신적 작업량의 평가인데 이와 관련된 Kramer의 연구[4]에서는 사용자 혹은 작업자의 정신적 작업량을 평가 할 때 정신 생리학적 측면에 중점을 두어야 한다고 서술하고 있다. 이는 평가의 척도로 사용되어 제어할 도구가 설문이나 응답이 아니라 사용자의 생리학적 생체 신호가 되어야 함을 시사한다. 이를 확장시켜 실제 작업 프로젝트를 통한 정신적 작업량 평가 방법에 대한 Brownson의 연구[5]에서 사용자의 본질적인 심리와 인터랙션과정에서 선택의 의사결정을 내릴 때 사용자의 선택 기준에 대한 심리적 과정에 대한 심층적인 연구가 진행 되었다. 이와 비슷한 연구로 Cain[6]은 사용자의 정신 건강과 관련하여 작업의 부하 평가를 다루는 연구를 진행하였다.

생체신호 측정기술의 발달은 실시간으로 인간의 제품 사용에 대한 감성을 측정케 하였다. 특히 뇌신경 전극기술의 발달 및 인체신호 측정기법은 HCI와 결합되어 많은 연구에서 활용되고 있다. HCI 상황에 적용 가능한 생체 신호와 관련된 기존 연구들 중 인간이 가지는 9 가지 생체 신호에 대해 인지적 측면을 측정하고 그 민감도를 구분하여 Mehmet Göktürk[7]의 연구에서 분석하고 있다. 신경 전극신호 및 인체신호 중 Event-Related Potential(ERP)는 실시간 정밀도가 높고, 위상 및 자극 반응 변화에 민감하며 다른 생체 신호의 전기 자극(심장, 눈, 근육)에 민감한 약점을 가진다. Electroencephalogram(EEG)는 주기성, 긴장성에 민감하고 노이즈에 취약한 단점을 지닌다. Electrodermal Activity/Galvanic Skin Response(EDA/GSR)은 각성과 관련되며,

스트레스, 좌절의 척도에 민감한 요소를 가지고, 실시간 측정 중 그 변화를 읽기가 힘든 단점을 지닌다. Heart Rate(HR)은 인지 요구, 시간 구속, 불확실성, 주의력, 각성에 민감하고 Heart Rate Variability(HRV)은 정서적 작업량 척도, 긍정 부정 유의성 평가에 활용할 수 있으며, 다른 신체 변화에 영향을 받기 때문에 활동성에 의해 변화가 있을 수 있다. Blood Pressure(BP)는 도전 상태와 위협 상태를 구별 하는데 활용 가능하며 주요 시스템 인터페이스 및 컴퓨터 게임 디자인 평가에 활용한다. Electromyography(EMG)는 움직임에 대한 진단, Facial EMG는 감성적인 유의성 식별이 가능하고, 소음에 민감하며, 피부와 전극 사이의 접촉 불량, 근육 활동과 말하기 사이에 혼동이 올 수 있다. Eye Movement는 작업 요구 및 피로도를 확인 가능하고 시선은 인지 관심의 척도로 측정할 수 있으며 인터페이스 평가 및 유용성 테스트 척도로 사용된다. Pupil Diameter는 동공 확장을 통해 정신적 작업량의 변화, 정보처리 변화의 지표, 감성을 확인하는데 감정을 가지며 조명 조건에 차이가 있을 수 있으므로 통제된 환경이 필요하다. 마지막으로 Respiration은 긍정, 부정 감정 및 진정, 흥분을 측정하기 좋은 도구이며 EDA/ECG에 영향을 받아 관련된 환경에서 제어 가능하다.

지능형 제품에 탑재되는 시스템이 점점 더 복잡해지고 예측 불가능해 짐에 따라 사용자가 요구하는 기능을 제대로 수행하는 지에 대한 기능 수행 능력 위주의 평가 접근에 초점을 맞추어 진행한 Orallo의 연구[8]가 있다. 이는 사용자와 지능형 제품 간에 발생하는 인터랙션에 대한 평가 보다는 일반적으로 지능형 제품이 제대로 된 기능을 수행하는 지에 대해서만 평가되고 있는 실정이다.

이와 반대로 사용자와 지능형 제품사이의 인터랙션에 주안점을 둔 연구들 중 사용자와 지능형 제품사이의 상호작용에 대한 규칙을 연구한 Kun Xu[9]의 연구내용을 보면 사용자는 지능형 제품보다 사용자-사용자간의 상호작용에서 보다 개방적이며, 외향적이며, 자신을 드러내는 경향을 보여준다고 분석한다. 사용자간 대화와 사용자와 지능형 제품과의 대화에 유의미한 차이가 발견되지 않았기 때문에 사용자와 지능형 제품 간의 상호작용을 위해 다양한 전략적 평가가 필요하다고 제안하고 있다. 이는 사용자와 지능형 제품과의 인터페이스에 연구가 체계적으로 이루어지지 않았다는 점을 의미한다. 지능형 제품들이 기하급수적으로 증가하는 시점에서 이러한 인간-지능형 모듈간의 인터페이스 평가 프레임워크는 더욱 중요성을 더할 것으로 분석된다.

지능형 제품이 지도학습(Supervised Learning)과 강화 학습(Reinforcement Learning) 버전으로 나뉘어 디자인되고 있는 상황에서 사용자와 각각의 지능형 제품이 협업 게임을 하는 연구 [10] 또한 진행되었다. 이 연구에서는 사용자와 지능형 제품이 시각적 에이전트로 구성된 환경에서 상호작용을 하고, 사용자는 특정 이미지에 대해 간략하게 설명하며, 지능형 제품은 이를 찾아 제공하는 환경으로 구성된다. 지도 학습과 강화학습이 분명한 차이를 가짐에도

불구하고 사용자와 팀을 이루어 협업 게임을 진행했을 때 또한 기존 연구들에서는 그 성능에 유의성이 없음을 보여준다. 이것은 사용자와 지능형 제품의 상호작용에서 지능형 제품에 탑재된 AI 기술보다 상호작용의 방법과 인터페이스가 보다 중요하다는 것을 의미하고 있다. Jordani의 연구에서는 사용자의 적응성에 초점을 맞추어 특정 수준의 성과가 달성 된 방법이나 과정에 대해 정보를 지속적으로 학습하여 지능형 제품에 풍부한 정보가 인터페이스 되도록 설계되어야 한다고 말하고 있다. 또한 사용자의 이해 수준을 측정하여 반영해야 한다고 시사하고 있다.

본 연구에서는 지능형 모듈이 내재된 제품과 인간과의 인터페이스에서 생체 신호를 측정하고, 이러한 생체신호의 감성 분류를 위하여 Support Vector Machine(SVM)을 사용한다. SVM은 패턴 인식 (Pattern Recognition)을 위한 지도 학습모델 이며, 분류 문제를 위해 주로 사용한다. 학습 데이터들 중에서 결정 경계와 가장 근접한 데이터 사이의 거리를 마진(Margin)이라 하며, 결정 경계와 가장 가까운 거리에 위치한 데이터를 서포트 벡터라고 한다.

SVM을 사용함에 있어서, 분류 하고자 하는 두 클래스가 탑재 분리 면을 갖게 되면, 커널 함수를 도입하여 분리 가능하다. 이와 관련하여 Vapnik은 비선형 커널을 적용한 탑재 분류 방법을 제안하였다. 커널 함수를 사용하여 특징 공간에 주어진 학습 데이터를 기존 차원보다 높은 고차원의 공간으로 맵핑하면, 데이터의 특성에 따라 최대 마진을 가지는 하이퍼 평면을 구할 수 있다. 즉, 데이터단계에서의 결정 경계는 비선형이지만, 고차원의 특징 공간에서는 선형적으로 구분할 수 있는 변환을 실시한다.

커널 함수를 사용한 비선형 SVM의 성능은 사용되는 커널 함수 및 이를 구성하는 파라미터에 의해 크게 좌우되는데 분류기의 확장성 및 불확실성 표현력을 높이기 위해 파라미터를 Type 2 Fuzzy Number (TFN)으로 표현하여 비퍼지화 알고리즘을 통해 결과를 도출하는 연구가 있다. 비선형 SVM의 성능 향상을 위해 커널 함수의 학습에 대한 연구에서는 레이블을 구성할 때 누락되는 레이블에 대한 효과적인 산출을 위해 혼합 정수 계획법(Mixed Integer Programming)을 사용하여 누락되는 레이블에 대한 최소화를 위한 방법을 제안하였다. 또한 비선형 문제를 해결할 때 Fuzzy 소속 함수와 결합한 훈련 데이터를 사용함으로써 오분류 단위인 완화 변수들이 퍼지 소속함수의 영향을 받아 의사결정 곡면의 기울기를 조정할 때 유연성을 지니도록 조정하여 성능을 높이는 연구가 있다. 패턴 분류를 위한 규칙 설계에 대한 기존의 연구에서는 Local Linear Discriminant Analysis를 기반으로 하는 패턴 분류 규칙을 만들어 그 규칙을 최적화 하기 위해 차분 진화 알고리즘을 이용한 연구가 있다.

특징을 추출하여 신경회로망(Neural Network)을 이용하여 패턴을 분류한 기존의 연구들 중MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficients)를 변형하여 전기 부하 판별을 위한 특징벡터 추출에 사용한 연구와

지문 인식을 위한 지문 이미지의 특징 추출에서 분류 속도의 개선을 위해 배치 정규화(Batch Normalization)을 사용한 합성곱 신경망(Convolution Neural Network, CNN)을 제안하는 연구가 있다.

본 연구에서는 분류 학습기를 사용함에 있어 SVM을 설계 할 때 사용되는 커널들의 종류를 표 1과 같이 다양하게 고려하여 그 성능을 비교하고자 한다.

표 1. SVM에서의 비선형 커널함수의 종류
Table 1. Types of SVM Nonlinear Kernel Function

Linear Kernel	$k(x, y) = (x \cdot y)$
Polynomial Kernel	$k(x, y) = (x \cdot y + c)^d$
Sigmoid Kernel	$k(x, y) = \tanh(\theta_1 x \cdot y + \theta_2)$
Gaussian Kernel	$k(x, y) = \exp(-\frac{\ x - y\ ^2}{2\sigma^2})$

3. Human-AI Interaction을 위한 평가 프레임워크

본 장에서는 사용자와 음성인식 방식의 지능형 제품의 인터랙션 과정에 대해 설명한다. 또한 인간감성을 실험하기 위한 평가 프레임워크 및 그 절차에 대해 설명한다.

본 연구에서는 그림 1과 같이 Wizard of Oz Experiment으로 설계된 실험을 진행한다. 본 실험에서 지능형 모듈은 실제로 구성된 사나리오 하에서 실험 설계자에 의해 운영되며 동작된다. 모니터에 음성형 인터랙션 관련 과업이 제시되면 사용자는 과업을 확인 후, 마이크를 통해 과업을 확인할 수 있는 명령을 지능형 시스템에 음성으로 입력한다. 지능형 모듈이 탑재된 제품은 질문에 맞는 답변을 제시하되, 변수의 조합으로 이루어진 9개의 답변 중 임의로 하나를 음성으로 제공한다. 이는 인공지능 기술이 완벽에 가깝지 않은 현재 상태에서 다양한 오류가 사용자에게 전달될 수 있으며, 이에 따른 사용자의 감성 상태를 측정하는 목적을 위해 설계되었다.

사용자는 컴퓨터에서 제시된 음성 답변을 듣고 정확하게

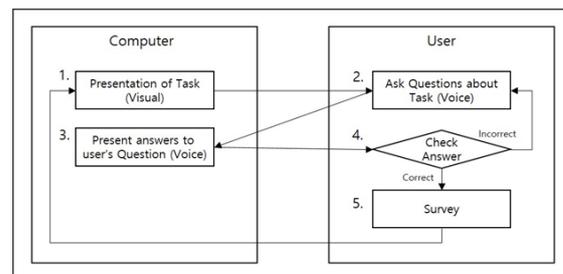


그림 1. 사용자-대화형 인터페이스 인터랙션 순서도

Fig. 1. Flowchart for user-voice interface

시행되었는지 확인하며, 답변이 기대에 충족치 않을 경우 다시 명령을 입력한다. 명령이 정확히 시행되었다면 버튼을 눌러 감성 형용사에 대한 자신의 감성 점수 작성 후 다음 과업을 진행한다.

그림 2와 같이 설계된 인터페이스를 통해 사용자는 음성인식 모듈이 탑재된 대화형 인터페이스와 인터랙션 하게 된다. 우선 실험자들은 실험자 자신의 번호를 입력하고 시작하게 된다.

이후 과업이 주어지면 마이크 버튼을 통해 질문 또는 명령을 녹음한 후 인터페이스로부터 답변을 듣는다. 원하는 답변이 나오지 않고 잘못된 답변이 나오시 X 버튼을 클릭 후 재 질문하여 답변을 확인한다. 맞는 답변을 얻었을 경우 체크 버튼을 클릭한다.



그림 2. 사용자-대화형 인터페이스 프로그램
Fig. 2. User-Voice interface program

인터페이스로부터 얻을 수 있는 답변의 형태는 그림 3과 같다. 총 9 개의 과업 질문에 대해 음성인식 모듈이 정확한 분석을 하고, 인공지능 기반 검색을 통하여 오류 없이 답변을 제시하는 경우와, 지능형 모듈의 오류로 인하여 한번 상황에 맞지 않는 답변을 한 후 정상적인 답변을 하는 경우 그리고 두 번 상황에 맞지 않는 답변을 한 후 최종적으로 정상적인 답변을 하는 경우로 구성하였다.

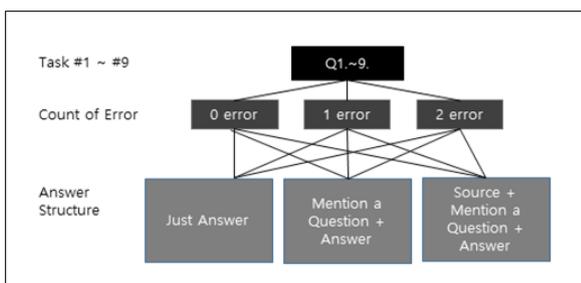


그림 3. HAI 기반 인터페이스로부터 얻을 수 있는 답변의 형태
Fig. 3. Types of responses from HAI

답변의 구조는 단순히 답변 하는 경우와 사용자가 질문한 내용을 한번 언급한 뒤 답변하는 경우 그리고 출처를 밝히고 질문한 내용을 언급하고 답변하는 경우로 나누어 지능형 시스템과 사용자와의 감성을 평가하였다. 이를 위하여 실험 1회에 총 9개의 형태의 답변을 얻도록 구성하였다.

4. HAI 기반 생체신호 수집 방안 및 분류 학습

본 장에서는 앞서 3장에서 설계한 인터랙션 실험을 진행할 때, 사용자의 감성을 평가하기 위한 신호로서 생체 신호 수집 방법과 그 절차에 대해 기술한다. 그림 4와 같이 실험자의 머리에 총 31개의 채널을 부착하여 Electroencephalogram(EEG)을 수집하였다. 그림 5는 채널이 정상적으로 활성화 될 경우의 상태 (녹색 점렬)를 보여준다.



그림 4. 생체 신호 수집을 위한 채널 부착
Fig. 4. Attached channels for collecting bio-signal

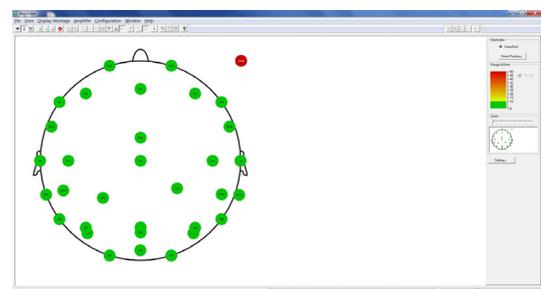


그림 5. 생체 신호 수집을 위한 31개의 채널의 활성화
Fig. 5. Normal activation of 31 channels for collecting bio-signal

3절에서 설계된 음성 인식 기반의 지능형 제품에 사용자가 질문을 하고 답변을 얻는 실험을 통하여 수집된 생체 신호는 그림 6과 같다. 앞서 3장에서 설명 했듯이 답변의 형태는 오류 횟수가 0화-2회의 총 3

가지 경우의 수가 있으며, 답변의 구조는 단순 답변, 질문을 언급하고 답변, 출처를 밝히고 질문을 언급하고 답변의 총 3가지 경우로 구성된다. 각 실험자 당 모든 경우의 수를 테스트하여 총 9가지 경우의 수를 가지는 답변에 해당되는 생체 신호를 수집하였다. 이 중 그림 6은 오류 횟수가 0회이며 답변의 구조가 단순 답변인 경우에 해당된다.

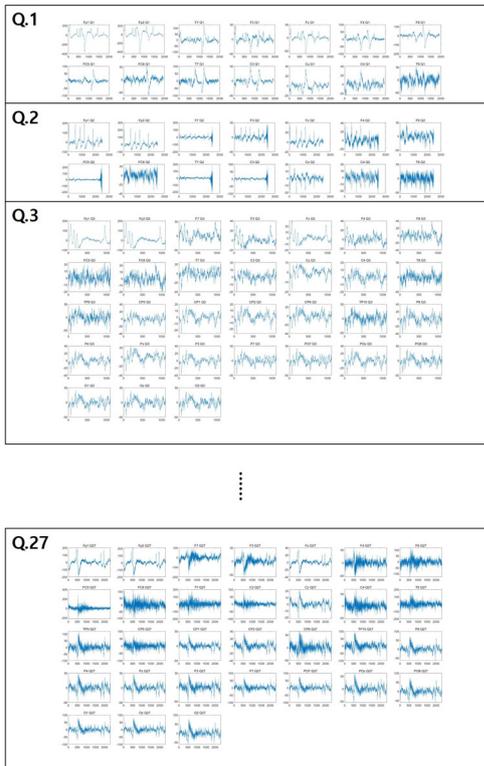


그림 6. 오류 횟수 0회, 단순 답변에 해당되는 생체 신호 27개 집합 (31개 채널 측정)

Fig. 6. The set of 27 bio-signals with the case of no error and simple answers

또한, 생체 신호 뿐 아니라 지능형 제품의 답변에 따른 실험도의 감성 및 만족도를 설문 통하여 측정하였다. 그림 7은 본 실험과 별개로 오류 횟수와 답변의 구조에 따른 실험자의 감성 및 만족도를 설문 및 응답을 통해 분류한 실험 결과를 보여준다. 수평 축을 신뢰감으로 수직 축을 쾌감으로 플로팅할 때, 오류 횟수가 0회 혹은 1회이면서 답변의 구조가 단순할 경우 사용자는 지능형 제품에 대한 쾌감과 신뢰감이 있는 것으로 설문 및 응답결과는 보여주고 있다. 오류 횟수가 2회 이면서 답변의 구조가 사용자가 명령한 질문에 대해 언급하고 답변을 하는 경우와 출처를 밝힌 뒤 질문을 언급하고 답변을 하는 복잡한 경우에 대해서는 상대적으로 쾌감과 신뢰감이 떨어지는 것으로 분석된다.

본 연구에서는 생체 신호 집합의 분류를 위한 레이블을 표 2 과 같이 구분하여 이를 학습에 사용하였다. 오류 횟수가 0회 혹은 1 회이면서 답변의 구조가 단순 답변인 경우를 레이블 "A"로 하였고, 오류 횟수가 2회이면서 답변의 구조가 다소 복잡한 질문 언급 및 출처

언급에 해당되면 레이블 "B"로 구분하였다. 표 2는 사용된 생체신호 분류 레이블을 보여주며, 표 3은 실험 및 분석에 사용한 컴퓨팅 환경을 보여준다.

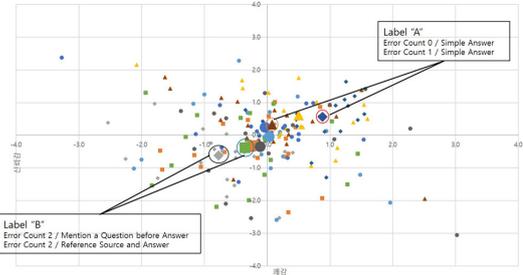


그림 7. 설문을 통하여 측정된 오류 횟수 및 답변 구조에 따른 감성 분류(쾌감, 신뢰감)

Fig. 7. The emotion classification(Pleasure, Confidence) of the user's according to the number of errors and the answer structure using a survey

표 2. 생체 신호 분류 레이블

Table 2. Bio-signal classification label

Error Count	Answer Structure	Label
0	Simple Answer	A
1	Simple Answer	
2	Mention a Question before Answer	B
2	Reference Source and Answer	

표 3. HAI 생체신호-감성 매핑을 위한 실험 환경

Table 3. Computing environment for HAI tests

	Experimental Environment
CPU	intel XEON 6core
Memory	DDR4 64gb
OS	windows 10 64bit
Graphic	NVIDIA GeForce GTX 1080 8Gb

수집된 생체 신호를 설문을 통하여 분류된 감성신호와 매핑하고 이를 분류하기 위해 테스트한 모델들은 표 4와 같다.

표 4. HAI 기반 설문으로부터 얻은 인간 감성과 생체신호 매핑을 위한 분류 모델들

Table 4. Classification models for mapping bio-signals and human emotions from HAI surveys

Model	
KNN - 10	Euclid
	Minkowski(3-D)
	Squared Inverse
KNN -100	Euclid
SVM	Linear SVM
	Gaussian Kernel

K-Nearest Neighbors(KNN)모델의 경우 K가 10인 경우와 100인

경우의 모델을 사용하였으며, K가 10인 경우에 거리 척도를 측정하는 방법을 3가지로 구분하였다. 첫째로 유클리드 거리로 측정, 둘째로 민코프스키 3차원 거리로 측정, 마지막으로 유클리드 거리의 거리 가중치를 제곱 역수로 두어 측정하였다.

SVM의 경우 선형 분리를 위한 SVM과 커널 함수를 사용한 비선형 SVM을 사용하였으며, 사용한 비선형 커널로는 가우시안 커널을 사용하였다.

각각의 분류 학습기를 통해 분류 실험을 해본 결과 그림 9와 같은 성능을 도출 할 수 있었으며, 분류 성능은 최소 60.7%에서 최대 80.2% 사이를 확인 할 수 있었으며, 각각의 성능은 앞서 언급한 분류 학습기 모델 들 중 가장 성능이 좋은 결과를 표 5와 같이 정리하였다.

총 31개의 채널을 통해 수집된 생체 신호 들 중 분류 학습기의 성능이 상위권인 5개의 채널의 분포는 그림 8과 같다. T8, F7, F8, TP10, TP9 순으로 각각 80.2%, 78.6%, 78.0% 77.7%, 76.4%의 분류 성능을 보여준다.

이러한 분류 모델을 통하여, 지능형 제품과 사용자와의 인터페이스는 기존 연구들에서 보여주었던 설문과 사후응답 위주의 방식이 아닌,

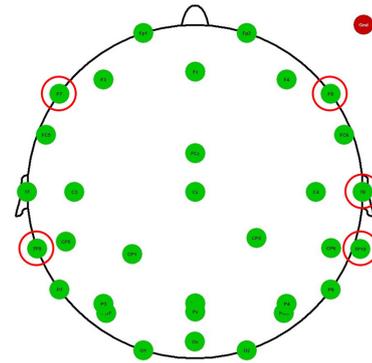


그림 8. 분류 성능 상위 5개의 뇌파 채널
Fig. 8. Five neuron channels with most suitable mapping performances

생체신호를 통하여 실시간으로 측정할 수 있음을 보여주었으며, 이때 5개의 뇌파 측정을 통하여 유의미한 HAI 감성평가가 실시간으로 진행될 수 있음을 실증하였다.

Fp1	Fp2	F3	Fz	F4	F7	F8
KNN-10	KNN-10	KNN-10	KNN-10	KNN-10	SVM	SVM
Squared Inverse	Euclid	Euclid	Euclid	Euclid	Gaussian Kernel	Gaussian Kernel
66.2%	66.3%	60.7%	60.9%	69.2%	78.6%	76.4%
FC5	FC6	T7	C3	Cz	C4	T8
KNN-10	SVM	KNN-10	KNN-10	KNN-10	KNN-10	SVM
Euclid	Linear SVM	Euclid	Euclid	Euclid	Euclid	Gaussian Kernel
72.0%	75.3%	74.7%	65.2%	62.9%	68.4	80.2%
TP9	CP5	CP1	CP2	CP6	TP10	P8
SVM	KNN-100	KNN-10	KNN-10	KNN-10	SVM	KNN-10
Gaussian Kernel	Euclid	Squared Inverse	Euclid	Euclid	Linear SVM	Euclid
78.0%	70.8	65.0%	67.7%	71.6%	77.7%	73.4%
P4	Pz	P3	P7	P07	P0z	P08
KNN-100	KNN-10	KNN-100	KNN-10	KNN-10	KNN-10	KNN-10
Euclid	Euclid	Euclid	Euclid	Euclid	Minkowski(3-D)	Euclid
69.4%	67.5%	68.6%	73.4%	74.6%	72.5%	72.7%
O1	Oz	O2				
KNN-10	KNN-10	KNN-10				
Euclid	Euclid	Euclid				
73.1%	73.6%	73.6%				

그림 9. 분류 학습기 모델별 결과 및 성능

Fig. 9. Results and performance per each classification model

표 5. 상위 5개 뇌파 채널별 성능 및 분류 모델

Table 5. Five Neuron Channels Performance and Classification Models

Neuron Channel	Classification Performance	Model
T8	80,2%	N-SVM
		Gaussian Kernel
F7	78,6%	N-SVM
		Gaussian Kernel
F8	78,0%	N-SVM
		Gaussian Kernel
TP10	77,7%	SVM
		Linear
TP9	76,4%	N-SVM
		Gaussian Kernel

5. 결론 및 향후 연구

사용자와 지능형 제품 간의 인터랙션에서 사용자가 느끼는 만족감과 감성을 정량적으로 평가하고 분석하기 위해 본 연구에서는 기존의 사용자 설문과 응답에 의존하여 평가하던 방법과는 다르게 생체 신호를 도입하였고, 이를 수집하여 레이블을 나누고 KNN, SVM 과 같은 학습기를 통해 분류 학습을 진행하였다.

실험에 사용할 지능형 제품의 설계는 Wizard of Oz Experiment 로 설계되었으며 사용자에게 과업이 주어지면 해당 과업에 대한 명령을 수행하는 지능형 제품이 설계자에 의해 운영되고 동작되게끔 설계하였다. 생체 신호를 수집하는 단계 이전에 사전 실험을 통해 사용자가 지능형 제품과 인터랙션 하며 과업을 수행 할 때 느끼는 만족도와 감성을 설문과 응답을 통해 신뢰감, 쾌감 척도로 분류하여 레이블을 나누었고, 생체 신호를 수집하는 실험에서 오류 횟수와 답변의 구조에 따라 두 개의 레이블로 나누어 학습 데이터로 사용할 생체 신호를 수집하였다. 수집된 생체 신호는 분류 학습기 모델별 성능을 확인하여 가장 성능이 좋은 분류 학습기에 대해 정리하였다.

기존에 사용자의 설문과 응답에 의존하여 만족감과 감성을 평가하던 방식과 달리 본 연구에서는 인터랙션 과정에서 사용자로부터 발생하는 생체 신호를 수집하고 이를 학습하여 분류하는 과정을 거치면서 실시간으로 정량적인 만족감과 감성 분류를 할 수 있는 프레임워크를 제시하였다.

향후 연구 과제로는 본 연구에서 레이블을 2개로 나누는 한계점을 극복하기 위해 오류 횟수 및 답변 구조에 따라 좀 더 세분화된 레이블을 설정하고, 분류 학습을 하고자 한다. 또한 사용한 분류 학습기 모델들을 다양화 하여, 생체 신호 별, 부착 채널 별 적합 분류 학습기 모델을 찾는 연구를 통해 인공지능이 탑재된 제품과 인간과의 인터페이스 측정에 대한 신뢰도를 높이고자 한다.

References

- [1] López, Gustavo, Luis Quesada and Luis A. Guerrero, "Alexa vs. Siri vs. Cortana vs. Google Assistant: a comparison of speech-based natural user interfaces," *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*, Springer, Cham, 2017.
- [2] Jinbae Kim Saleh Saker Abdulla Ali Saif and Hyunsoo Lee, "Pattern Recognition and Classifier Design of Bio-Signals collected in HAil," *Proceedings of KIIS Fall Conference*, vol. 28(3), pp. 9-10, 2018.
- [3] Johnson, H, "Relationship between user models in HCI and AI," *IEEE Proceedings-Computers and Digital Techniques*, vol.141(2), pp. 99-103, 1994.
- [4] Kramer, Arthur F, "Physiological metrics of mental workload: A review of recent progress," *Multiple-task performance*, pp. 279-328, 1991.
- [5] Farmer, Erick, and Adam Brownson, "Review of workload measurement, analysis and interpretation methods," *European Organisation for the Safety of Air Navigation*, vol. 33, pp. 1-33, 2003.
- [6] Cain, Brad, "A review of the mental workload literature", *Defence Research And Development Toronto (Canada)*, 2007.
- [7] Dirican, Ahmet Gengizhan, and Mehmet Göktürk, "Psychophysiological measures of human cognitive states applied in human computer interaction," *Procedia Computer Science*, vol. 3, pp. 1361-1367, 2011.
- [8] Hernández-Orallo, José, "AI Evaluation: past, present and future," arXiv preprint arXiv:1408.6908, 2014.
- [9] Mou, Yi, and Kun Xu, "The media inequality: Comparing the initial human-human and human-AI social interactions," *Computers in Human Behavior*, vol. 72, pp. 432-440, 2017.
- [10] Chattopadhyay, Prithvijit, et al, "Evaluating visual conversational agents via cooperative human-AI games," *Fifth AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing*, 2017.
- [11] Bieger, Jordi, et al, "Evaluation of general-purpose artificial intelligence: why, what & how," *Evaluating General-Purpose AI*, 2016.
- [12] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik, "Support- vector networks", *Machine Learning*, vol. 20(3), pp. 273-297, 1995.
- [13] Bernhard Boser, Isabelle Guyon and Vladimir Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, ACM, pp. 144-152, 1992.

- [14] Jinbae Kim and Hyunsoo Lee, "Framework and Development of Gaussian Kernel based Nonlinear Support Vector Machine with Type 2 Fuzzy Number," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 27(5), pp. 373-381, 2017.
- [15] Minyoung Kim, "Simultaneous Kernel Learning and Label Imputation for Pattern Classification with Partially Labeled Data," *INTERNATIONAL JOURNAL of FUZZY LOGIC and INTELLIGENT SYSTEM*, vol.17(1), pp.10-16, 2017.
- [16] Sooyong Lee and Kyoungjung Lee, "Pattern Classification Model Design and Performance Comparison for Data Mining of Time Series Data," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 21(6), pp. 730-736, 2011.
- [17] Seokbeom Roh, Eunjin Hwang and Taechon Ahn, "Design of Pattern Classification Rule based on Local Linear Discriminant Analysis Classifier by using Differential Evolutionary Algorithm," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 22(1), pp. 81-86, 2012.
- [18] Yongbae Lim, Kiyeon Lee, Wongyeong Park and Seongwon Cho, "Pattern Classification Method of Electrical Loads Using Modified MFCC," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 27(6), pp. 543-551, 2017
- [19] Wangsu Jeon and Sangyong Rhee, "Fingerprint Pattern Classification Using Convolution Neural Network," *INTERNATIONAL JOURNAL of FUZZY LOGIC and INTELLIGENT SYSTEM*, vol. 17(3), pp. 170-176, 2017.
- [20] Kelley, John F, "An empirical methodology for writing user-friendly natural language computer applications," *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, 1983.

저자 소개



김진배(Jinbae Kim)

2017년 ~ 현재 : 금오공과대학교 산업공학과
박사과정

2016년 : 금오공과대학교 산업공학과 공학석사
2014년 : 금오공과대학교 산업공학부 공학사

관심분야 : Machine Learning, Nonlinear Control, Optimization
Phone : +82-54-478-7681
E-mail : clbk0508@kumoh.ac.kr



김상호 (Sangho Kim)

1996년 ~ 현재 : 금오공과대학교 산업공학부 교수
1995년 : POSTECH 산업공학과 공학박사
1991년 : POSTECH 산업공학과 공학석사

관심분야 : Huma-Computer Interface, Brain-Computer Interface, UI/
UX design and evaluation, Ergonomics
Phone : +82-54-478-7656
E-mail : kimsh@kumoh.ac.kr



이현수(Hyunsoo Lee)

2011년 ~ 현재 : 금오공과대학교 산업공학부 교수
2010년 : Texas A&M University 산업시스템공학과
박사
2002년 : POSTECH 산업공학과 공학석사

관심분야 : Nonlinear Control and Optimization, Virtual Intelligence,
Data Engineering
Phone : +82-54-478-7661
E-mail : hsl@kumoh.ac.kr