

심박변이도를 이용한 적응적 뉴로 퍼지 감정예측 모형에 관한 연구

박성수¹, 이진창^{2*}

¹성균관대학교 경영대학 박사과정, ²성균관대학교 경영대학/삼성융합의과학원(SAIHST) 교수

Implementing an Adaptive Neuro-Fuzzy Model for Emotion Prediction Based on Heart Rate Variability(HRV)

Sung Soo Park¹, Kun Chang Lee^{2*}

¹SKKU Business School, Sungkyunkwan University

²Professor, SKKU Business School/SAIHST (Samsung Advanced Institute for Health Science & Technology),
Sungkyunkwan University

요 약 감정을 정확히 예측하는 것은 환자중심의 의료디바이스 개발 및 감성관련 산업에서 매우 중요한 이슈이다. 감정 예측에 관한 많은 연구 중 감정 예측에 심박 변동성과 뉴로-퍼지 접근법을 적용한 연구는 없다. 본 연구는 HRV를 이용한 ANFEP(Adaptive Neuro Fuzzy system for Emotion Prediction)을 제안한다. ANFEP의 핵심 기능은 인공 신경망과 퍼지 시스템을 통합해 예측 모델을 학습하는 ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)에 기반한다. 제안 모형의 검증에 위해 50명의 실험자를 대상으로 청각자극으로 감정을 유발하고, 심박변이도를 구하여 ANFEP 모형에 입력하였다. STDRR 과 RMSSD를 입력으로 하고 입력변수 당 2개의 소속함수로 하는 ANFEP모형이 가장 좋은 결과를 나타냈다. 제안한 감정예측 모형을 선형회귀 분석, 서포트 벡터 회귀, 인공신경망, 랜덤 포레스트와 비교한 결과 본 제안모형이 가장 우수한 성능을 보였다. 연구 결과는 보다 적은 입력으로 신뢰성 높은 감정인식이 가능함을 입증했고, 이를 활용해 보다 정확하고 신뢰성 높은 감정인식 시스템 개발에 대한 연구가 필요하다.

주제어 : 감정 예측, 심전도, 심박변이도, 적응적 뉴로-퍼지 추론시스템, 소속함수, 감정예측 적응적 뉴로-퍼지 시스템

Abstract An accurate prediction of emotion is a very important issue for the sake of patient-centered medical device development and emotion-related psychology fields. Although there have been many studies on emotion prediction, no studies have applied the heart rate variability and neuro-fuzzy approach to emotion prediction. We propose ANFEP(Adaptive Neuro Fuzzy System for Emotion Prediction) HRV. The ANFEP bases its core functions on an ANFIS(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) which integrates neural networks with fuzzy systems as a vehicle for training predictive models. To prove the proposed model, 50 participants were invited to join the experiment and Heart rate variability was obtained and used to input the ANFEP model. The ANFEP model with STDRR and RMSSD as inputs and two membership functions per input variable showed the best results. The result out of applying the ANFEP to the HRV metrics proved to be significantly robust when compared with benchmarking methods like linear regression, support vector regression, neural network, and random forest. The results show that reliable prediction of emotion is possible with less input and it is necessary to develop a more accurate and reliable emotion recognition system.

Key Words : Emotion prediction, ECG, Heart rate variability, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, Membership function, Adaptive Neuro-Fuzzy System for Emotion Prediction

*본 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2017R1A2B4010956).

(This study was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIP; Ministry of Science, ICT & Future Planning) (No. 2017R1A2B4010956)).

*Corresponding Author : Kun Chang Lee (kunchanglee@gmail.com)

Received October 10, 2018

Revised December 18, 2018

Accepted January 20, 2019

Published January 28, 2019

1. 서론

감정 예측은 정보 시스템(IS) 연구에서 점점 주목을 끌고 있다[1]. 사용자의 감정 예측은 사람-컴퓨터 상호 작용 (HCI) 또는 의사결정 지원 시스템 (DSS)과 같은 정보 시스템 영역에서 가치 있는 통찰력을 제공하면서 더욱 발전하고 있다. 개인에 대한 감정예측은 사람의 안면에 나타나는 표정, 언어적인 말과 손이나 몸의 행동 등을 이용하는 방법[2-4]과 사람의 생리신호인 심장박동, 뇌파, 피부전도도를 측정하고 이로부터 특징 정보를 추출해서 감정을 인식하는 방법이 있다[5-9]. 최근 다양한 기기에 간편하게 생리신호를 수집할 수 있는 센서들이 부각되고 있으며, 여기서 수집된 개인의 생리신호를 사용한 감정예측 연구가 다수 진행되었다[10-12]. NeuroIS 연구의 다양한 도구 중 심장박동(HR)은 정보시스템의 인지 및 정서적 과정에 대한 더 깊은 이해를 돕고 있다[1, 13]. 예를 들어, 전산화 된 에이전트가 사용자의 심장박동에서 감정을 예측해서 전자 경매에 미치는 영향을 파악하고[14], 금융 의사 결정의 결과에 대한 감정을 감지하거나[15], 능동적인 교육에서 신경생리학적 상관관계로 인지적 몰입 수준을 판단할 수 있다[16]. 따라서, 다양한 정보시스템 영역에서 심장박동을 사용한 감정예측을 적용해서 사용자의 감정상태에 반응하는 환자 중심의 헬스 인포매틱스[17], 이-러닝 시스템[18]등의 구현이 가능하다[27].

감정예측에 대한 연구는 인공지능망, 서포트벡터머신, 랜덤포레스트 등의 학습방법으로 주로 수행되었지만, 심박변이도와 뉴로 퍼지 시스템을 사용한 감정예측에 대한 연구는 거의 이루어지지 않았다. 본 연구는 융합적인 관점에서 다양한 생리 신호 중에서 간편하게 수집이 용이한 심장 박동과 적응적 뉴로-퍼지 추론 시스템(ANFIS; adaptive neuro-fuzzy inference system)을 적용하여 개인 감정예측 모형의 개발을 목적으로 다음과 같은 연구 문제를 다룬다.

- RQ1: 생체신호로부터 개인의 감정을 효과적으로 인식할 수 있는 Adaptive Neuro Fuzzy system for Emotion Prediction(ANFEP)을 제안한다.
- RQ2: 연속형인 감정인 Valence를 예측할 수 있는가?
- RQ3: ANFEP이 기존의 감정예측 모형과 비교해 더 우수한 예측성능을 보이는가?

2. 이론적 배경

2.1 적응적 뉴로-퍼지 추론 시스템

인공신경망(Artificial Neural Network)은 데이터에 숨겨진 패턴을 학습하는데 뛰어나지만, 이를 해석하고 규칙기반(Rule-based)의 지식표현은 용이하지 않다. 이에 반해 퍼지 시스템(Fuzzy system)은 전문가가 보유한 지식을 활용해 높은 수준의 추론이 가능하지만, 데이터로부터 스스로 학습을 할 수는 없다. 따라서 인공신경망과 퍼지 시스템을 융합하는 것은 효과적인 지능형 시스템을 만들 수 있다. 융합된 뉴로-퍼지 시스템은 인공신경망의 장점인 학습능력과 병렬연산, 퍼지 시스템의 장점인 전문적인 지식의 표현 및 모형의 설명력을 결합한다. ANFIS는 인공신경망과 퍼지 시스템을 융합해 적응적 네트워크 구조로 표현되는 추론 시스템이다[19]. ANFIS는 주어진 학습 데이터의 입력과 출력에 적합(Fit)하는 최적의 네트워크 파라미터를 찾도록 최소자승법(LSM: Least Square Method)과 역전파학습(BP; Back Propagation)을 사용한다.

ANFIS는 각 계층별 노드함수의 파라미터를 조정함으로써 주어진 훈련데이터를 학습하기 때문에 적응적 네트워크(Adaptive network)라 불려진다. ANFIS에서 각 계층의 노드는 각각 다른 노드함수를 포함하며, 이 노드함수의 파라미터는 학습을 통해 조정된다. 그러나 각 노드 간의 링크는 노드 간 흐름의 방향을 표현할 뿐, 인공신경망과 다르게 링크의 가중치나 파라미터를 가지지 않는다. ANFIS의 구조는 Fig. 1과 같다. 노드 중 사각형은 파라미터를 포함하는 적응적 노드이고, 원형은 별도의 파라미터가 없이 주어진 연산을 수행하는 노드이다. ANFIS의 각 계층에 대한 자세한 설명은 다음과 같다.

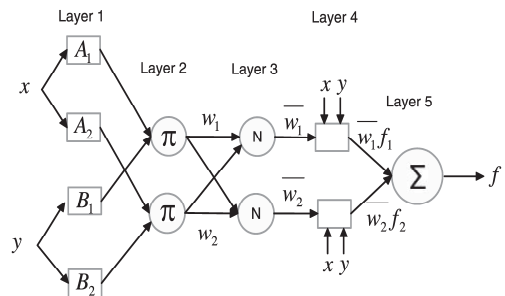


Fig. 1. Structure of ANFIS

Layer1는 소속함수로 표현되는 퍼지집합이다. 소속함수 O_i^1 는 입력 x 에 대해 퍼지집합 A_i 에 소속하는 수준을 나타낸다. 소속함수의 유형은 삼각형(Triangular), 사다리꼴(Trapezoidal), 가우시안(Gaussian), 종형(Bell) 등이 주로 사용된다.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (1)$$

소속함수의 파라미터는 조건부 파라미터라고도 부르며, 퍼지규칙의 조건부에 나타난다. 학습을 통해 오차가 최소화 되게 함수의 파라미터 값을 조정하게 된다. 예를 들어 종형함수의 경우 식 (2)와 같다.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}}, \quad (2)$$

a_i, b_i, c_i is parameters

Layer2는 규칙층으로써 각 퍼지집합의 소속도에 대해 T-norm연산을 수행한다. 곱셈연산자를 사용해 모든 규칙의 조건에 대한 결합을 계산하게 된다. 이 노드의 출력은 다음 식과 같고, 퍼지 규칙의 적합도를 나타낸다.

$$O_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

Layer3은 정규화층으로 규칙층에서 계산한 적합도를 정규화 한다. 이 층의 노드는 규칙층에 있는 모든 노드로부터 적합도를 입력 받아 규칙의 정규화 수행강도(Regularization strength)를 계산한다. 정규화 수행강도는 결과에 영향을 미치는 모든 규칙에 대한 수행강도 합 의 비율이다. 따라서 정규화 수행강도의 모든 값의 은 $\sum \bar{\omega} = 1$ 이 된다.

$$O_i^3 = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2}, \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

Layer4는 역퍼지화층이다. 이 층에 있는 노드들은 각각 정규화 된 노드와 1대1로 연결되며, 초기의 입력 값을 함께 받아들인다. 다음 식 (5), (6)으로 규칙의 가중 결론 값을 계산한다.

$$f_i = p_i x + q_i y + r_i \quad (5)$$

$$O_i^4 = \bar{\omega}_i \cdot f_i, \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

$\bar{\omega}_i$ 는 정규화층(Layer3)의 출력 값이고, $\{p_i, q_i, r_i\}$ 은 파라미터 집합으로 규칙 i 의 결론부 파라미터이다. 학습 과정을 통해 최소의 오차가 되도록 파라미터 값이 수정된다.

Layer5: 역퍼지화 층으로 단일노드이며, 하위 계층의 모든 입력 값으로 부터 식 (7)과 같이 출력 값을 계산한다. 이를 통해 ANFIS의 출력 값은 연속적인 값을 가지게 된다. 본 논문에서 출력 값은 Valence 예측 값을 의미한다.

$$O_i^5 = \sum \bar{\omega}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i \bar{\omega}_i \cdot f_i}{\sum_i \bar{\omega}_i}, \quad (7)$$

$i = 1, 2$

ANFIS로 생성된 예측모형의 검증은 모형 생성을 위해 사용된 출력 값과 모형을 통해 산출한 예측 값의 차이를 사용한다. 일반적인 방법으로 평균 제곱근 편차(RMSE; root-mean-squared error)를 ANFIS 예측모형의 검증지표로 사용한다. \hat{x}_i 는 출력 값 x_i 에 대해 모형으로 예측한 값이다. 모형의 RMSE가 낮을수록 정확도는 높다[26].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n}} \quad (8)$$

2.2 심박변이도와 ANFIS를 이용한 감정예측 모형

생리신호를 사용한 감정예측 모형은 사람의 신체에서 수집된 심박변이도, 호흡주기, 뇌파 등과 같은 생리신호를 입력 값으로 하고, 개인으로부터 설문으로 수집된 감정 상태를 예측하는 모형을 의미한다. 심장박동을 사용한 감정예측은 비선형적인 학습방법인 인공신경망이나, 서포트벡터머신 기반의 모형에 대한 연구가 주로 수행되었다. Haag et al.(2004)는 감정예측 인공신경망을 사용한 모형에 대한 연구를 수행하였다[20]. 연구자들은 실험 참가자에게 감정유발 사진(IAPS)을 제시하여 감정을 자

극하면서 6가지의 생리신호 - 혈액량 펄스(Blood Volume Pulse), 심전도(Electrocardiogram), 피부전도도(Electrodermal Response), 호흡활동(Respiration Activity), 피부 온도(Skin Temperature), 근전도(Electromyogram) - 를 수집해 감정예측에 인공지능망의 입력으로 사용하였다. Kukulija et al.(2014)은 시간적인 자극으로 감정을 유발하고 심박을 측정하여, 슬픔, 혐오, 공포, 행복, 중립(sadness, disgust, fear, happiness and neutral)의 5가지 감정예측에 60%의 정확도를 나타내었다[21]. Guo et al.(2016)은 심박변이도와 SVM을 사용하여 5가지 감정에 대해 57%의 감정예측 정확도를 나타내었고[12], Rakshit et al.(2016)은 행복, 슬픔, 중립의 3가지 감정에 대해 84%의 정확도를 나타냈다[11].

퍼지추론 시스템이나 ANFIS는 감정예측 분야에서 아직 많은 연구가 이루어지지 않고 있다. Mandryk et al.[22]과 Katsis et al.은 각각 맘다니 퍼지 시스템(Mamdani fuzzy system)과 ANFIS를 사용하여 운전자의 감정을 예측하는 모형에 대한 연구를 수행하여 효과적인 감정예측이 가능함을 제시하였다[23]. Katsis et al.(2011)은 불안장애를 가진 사람들로부터 근전도(EMG), 심전도(ECG), 호흡량(RSP), 피부전도도(EDA)를 수집하고 감정예측 모형을 생성하였다[5]. 감정예측 모형은 ANFIS를 사용하여 편안함, 중립적, 깜짝 놀람, 불안, 매우불안(Relaxed, neutral, startled, apprehensive, very apprehensive)에 대한 감정을 84%의 정확도로 예측하였다. Kamaruddin(2012)는 ANFIS를 사용하고 음성(Speech)에서 화남, 행복, 중립, 슬픔의 감정을 90%정확도로 분류하는 모형을 만들었고[24], Malkawi(2013)은 14가지 생리신호와 ANFIS를 사용하여 22가지 감정을 예측하는 연구를 수행하였으나 정확한 결론을 제시하지는 못하였다[25].

이전의 연구들을 종합하면, GSR, ECG, EMG, HR과 같은 다양한 생체신호를 사용해서 감정의 유형을 분류하는 연구를 수행하였지만, 심박변이도를 사용하고 Valence값을 예측하는 연구는 부족한 실정이다. 따라서 본 연구는 심박변이도를 입력변수로 하고, Valence값을 ANFIS로 예측하는 ANFEP(Adaptive Neuro Fuzzy system for Emotion Prediction)을 제시한다. 또한, 본 연구에서 제시한 ANFEP 모형의 성능을 다른 감정예측 모형과 비교하여 평가한다.

3. 연구방법

본 연구는 생리 실험으로 피험자의 생리신호를 수집하고 이를 분석해 감정예측을 실행하였다. 실험 참가자들에게 음향으로 감정을 유발하고, 감정 유발 이전, 이후 후의 심장박동을 수집하여 연구에 사용하였다. 실험완료 후 피험자에게 실험의 목적과 자극에 사후설명 및 소정의 사례를 지급하였다.(IRB No.2015-05-007-008)

3.1 감정 자극

본 연구 실험의 감정자극을 위해 긍정, 부정 감정을 유발하는 음향으로 구성되었다. 사람은 시각, 청각, 과거 경험 회상 등의 다양한 자극으로 감정이 유발된다. 본 연구는 음향을 사용한 청각을 자극으로 감정을 유발한다[28]. 긍정감정 청각자극은 부드럽으면서 상쾌한 클래식 음악을 들려준다. 부정감정 청각자극은 듣기에 불편한 소음과 침울한 클래식 음악으로 구성되었다. 청각자극은 각각 6분 정도로 192k BPS의 소리파일로 재생되었다.

부정감정 자극: 사이렌, 여성 비명, 드릴, 호랑이 울음, 베르디의 레퀴엠

긍정감정 자극: 바흐 G선상의 아리아, 비발디의 사계 중 봄, 모차르트의 두 대의 피아노

실험은 외부의 소음에 영향이 없도록 독립적인 공간에서 실험기자재만 배치하여 피험자가 실험에 집중할 수 있도록 하였다.

3.1 연구자료

본 연구에서 사용하는 데이터는 서울에 위치한 대학교에 재학중인 학생 50명으로 부터 청각자극으로 유발된 감정이 유지되는 동안의 심전도를 수집한 자료이다. 피험자는 남자 18, 여자 32명이고, 연령대는 19~27이다. 긍정 피험자 26명, 부정 24명으로 금/부정 감정 데이터가 적절하게 수집되도록 하였다.

감정은 실험참가자에게 SAM(Self-Assessment Manikin)을 제시하고 자기보고 방식으로 측정하였다. 측정 척도는 Valence를 1(불쾌한)~9(기분좋은)의 숫자로 나타내도록 했다.

심전도는 전극을 Einthoven이 제시한 방법에 따라 양쪽 손목과 왼쪽 발목에 부착하고 측정하였다. 실험 시작

후 처음 5분간은 실험 참가자에게 별도의 자극 없이 표준 상태의 심전도를 측정하고, 5분이 지난 후 감정 유도를 위한 음악과 소리를 5분간 들려주면서 감정 상태의 심전도를 측정하였다. 심전도의 측정은 BIOPAC MP150을 사용하고, 안정적인 심전도 데이터를 얻기 위해 AcqKnowledgev 4.1을 이용하여 1 Hz ~ 35 Hz의 주파수에 밴드 패스 필터(Band pass Filter)를 적용하여 노이즈를 제거하였다.

노이즈가 제거된 심전도에서 심박동 사이의 간격(RR interval) 데이터를 추출하였다. 실험 동안의 표준상태와 감정유발 상태의 심전도를 각각 text파일 형태로 저장해 심박변이도 계산 소프트웨어인 Kubios에서 심박변이도를 계산하였다. 연구를 위해 시간 영역 지표인 RMSSD, SDNN, mean RR이고, 주파수 영역 지표는 HF(ms2), LF(ms2), VLF(ms2), LF/HF(ms2), Total Power(ms2)의 총 8가지의 심박변이도를 추출하고, 식 (9)와 같이 표준상태와 감정상태의 차이를 심박변이도 변동비로 계산하였다.

$$HRV_{\text{변동비}} = \frac{(HRV_{\text{감정}} - HRV_{\text{기본}})}{HRV_{\text{기본}}} \times 100 \quad (9)$$

3.2 감정예측 모형 생성

ANFEP(Adaptive Neuro Fuzzy system for Emotion Prediction)를 개발하기 위해 8가지 심박변이도 변동비를 입력으로 하고 Valence를 출력으로 하는 ANFIS기반의 모형을 생성하였다. ANFEP모형 생성은 Matlab 7.14에서 실행하였다. 본 연구의 예측모형 생성 절차를 Fig. 2로 나타내었다.

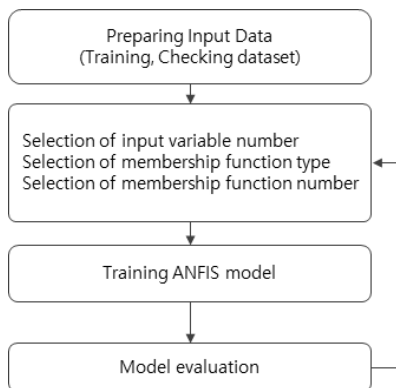


Fig. 2. Process of ANFEP

실험을 통하여 수집된 심박변이도와 감정 데이터를 Matlab에 적재하고, 모형을 학습하기 위한 Training 데이터 셋과 모형 검증을 위한 Checking 데이터 셋을 생성한다. Training과 Checking 데이터 셋은 전체 데이터를 7:3비율로 나누어 각각 35건, 15건으로 구성하였다. ANFIS모형 학습의 입력 변수 개수는 2개로 설정하였다. 소속함수는 ANFIS관련 연구에서 주로 이용하는 종형(Bell)을 적용하였다. 소속함수의 수는 최저 2개부터 최대 5개까지 증가하면서 모형 생성을 반복적으로 수행하였다. 이후 Matlab에서 exhsrch함수를 사용하여 ANFIS 모형을 생성하였다. exhsrch함수는 연구자가 설정한 입력 변수의 개수로 입력변수들을 조합해서, 각각의 조합만큼의 ANFIS모형과 결과를 생성한다. 본 연구는 8개의 심박변이도 변수에 대해 변수 2개씩 조합하도록 설정하여 총 28개의 모형을 생성하였다. 생성된 ANFIS모형의 평가는 입력값과 예측값의 차이인 RMSE를 사용하였다.

Fig. 3에 본 연구의 데이터인 8개 심박변이도 변수 중에서 2개씩을 입력하고, 3개의 소속함수로 설정해서 생성된 ANFIS모형의 RMSE를 나타내었다. 그래프의 x축은 입력변수의 조합이고, y축은 모형의 오차인 RMSE이다. 빨간 원은 Training의 RMSE를 나타내고, 파란 별표는 Checking의 RMSE수준을 나타낸다. 이 두 가지 포인트의 수준이 낮고, 차이가 작을수록 모형이 안정적인 것을 의미한다. LF와 Total Power의 RMSE차이가 가장 크고, STDRR과 RMSSD의 RMSE차이가 가장 작은 것으로 나타나고 있다. 이와 같은 방법으로 소속함수를 2개에서 5개까지 변경하며 감정예측 ANFIS모형을 생성하였다.

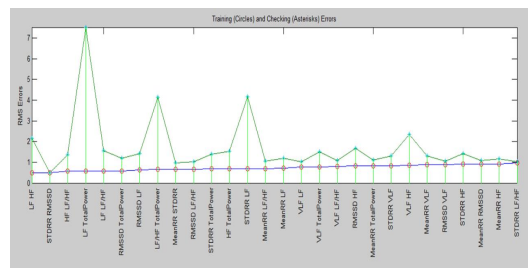


Fig. 3. Error of ANFIS Structure (Training & Checking)

연구의 목적은 심박변이도로부터 효과적인 개인의 감정을 예측하는 것이다. 그에 따라, ANFIS기반의 ANFEP(Adaptive Neuro Fuzzy system for Emotion Prediction)을 제시하고, ANFEP을 다른 감정예측 모형과 비교하는 것이다.

4. 연구 결과 및 분석

4.1 감정예측 모형 적합성 평가

본 연구의 ANFEP에 2가지 심박변이도를 입력으로 할 때, Valence의 예측정확도가 가장 높은 입력 변수의 조합을 Table 1로 정리하였다. 실험결과 각 입력변수에 대해 소속함수(Membership function)를 2개에서 3개로 증가할 때 Training의 RMSE는 1.18에서 0.5으로 감소하고 Checking은 0.94에서 0.5로 감소하였다. 소속함수를 5개까지 증가하였으나 RMSE는 0.5수준에서 뚜렷한 감소를 나타내지는 않았다. 입력변수가 2개고 소속함수를 3개인 ANFEP모형이 Training과 Checking의 오차의 차이가 가장 작고(Diff=0.0059), 모형의 간명성 관점에서 가장 적은 소속함수와 룰이 사용되었다. 따라서, 가장 우수한 모형으로 선정하였다. 모형의 결과로 판단할 때 심박변이도 중 STDRR과 RMSSD가 감정예측에 영향을 미치는 주요 변수로 볼 수 있다.

Table 1. ANFEP model performance

input1	input2	RMSE		NFPIV*	NOFR**
		Training	Checking		
MeanRR	STDRR	1.18	0.944	2	4
STDRR	RMSSD	0.504	0.498	3	9
MeanRR	Total Power	0.459	0.514	4	16
MeanRR	LF/HF	0.228	0.504	5	25

* NFPIV(number of function per input variable),
 ** NOFR(number of fuzzy rules)

심박변이도 STDRR과 RMSSD를 사용한 감정예측 모형 생성 시 몇 번의 학습(Epoch)으로 최적의 모형이 생성되는 분석하였다. Epoch이 진행될수록 Training과 Checking의 RMSE는 감소하였고, 17번째 Epoch에서 가장 낮은 RMSE를 나타냈다(Fig. 4 참고).

또한, 본 연구의 ANFEP모형에서 적합한 소속함수는 총형으로 학습과정을 통하여 입력된 STDRR과 RMSSD에 최적화 되었다. 각 입력변수당 소속함수는 3개로 그 형태는 STDRR은 Fig. 5와 같이 소속함수가 적합되었으며, RMSSD는 Fig. 6과 같은 형태가 되었다. 이와 같은 ANFEP모형을 사용하여 STDRR의 변동비는 -0.193이고, RMSSD의 변동비가 0.374로 입력하였을 때, Valence는 3으로 예측되었다(Fig. 7 참고).

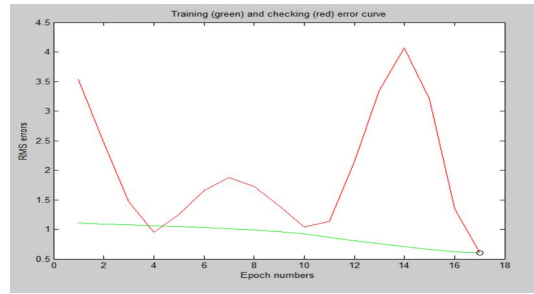


Fig. 4. RMSE by Eproch

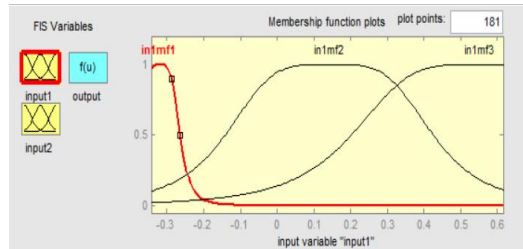


Fig. 5. Function plots STDRR

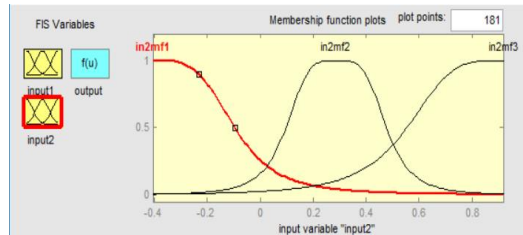


Fig. 6. Function plots RMSSD

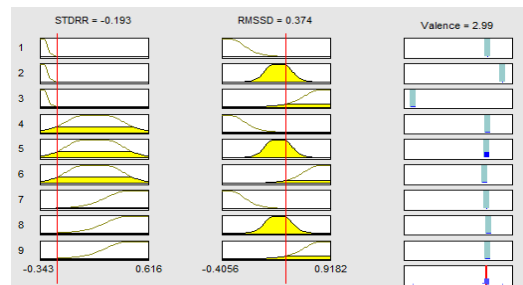


Fig. 7. Valence prediction using ANFEP

4.2 감정예측 모형간 비교

본 연구에서 제시하는 ANFEP과 다른 감정예측 모형의 비교한 실험결과는 Table 2와 같다. 비교 실험은 데이터 마이닝 도구인 웨카(Weka)에서 연구 데이터를 분석

하였다. 감정예측 모형 생성에 사용한 학습모형은 선형 회귀분석(linear regression), 서포트벡터 회귀(support vector regression), 인공신경망(artificial neural network), 랜덤 포레스트(random forest)이다. 각 학습모형에 필요한 파라미터는 웨카에 설정된 기본 값을 사용하였다. 분석 결과, 본 연구에서 제안한 ANFEP의 RMSE가 0.5로 가장 낮게 나타났다. 선형회귀분석은 ANFEP에 비해서는 오차가 4배(RMSE=2.03) 가량 높게 나타났고, ANFEP의 다음으로 오차가 낮은 랜덤 포레스트는 2.94배(RMSE=1.47) 높은 것으로 나타났다.

Table 2. Result of Emotion prediction model

Method	RMSE
linear regression	2.03
support vector regression	2.02
artificial neural network	1.88
random forest	1.47
ANFEP(proposed)	0.50

5. 결론

본 연구의 기여점은 첫째, 생체신호로부터 개인의 감정을 효과적으로 인식할 수 있는 ANFEP을 제안한다. 이전의 연구들은 다양한 감정 예측 모형이 제안되었지만 복잡하고 심장박동을 이용한 감정예측 방법은 명확한 결론을 내리지 못하였다. 제안한 ANFEP은 개인의 생체신호인 심박변이도를 입력으로 하고 적응적 뉴로-퍼지 추론 시스템(ANFIS)을 이용한 감정예측 모형으로 다양한 심박변이도의 조합 중 감정예측에 효과적인 조합을 찾고 최적의 감정예측 모형을 생성한다. 본 연구의 결과는 다양한 심박변이도 중 STDRR과 RMSSD의 두 가지 지표를 사용한 감정의 예측이 가능해 보다 단순하면서도 정확한 감정 예측에 응용이 가능하다. 둘째, 이전의 연구들은 범주화된 감정 유형을 예측하는 연구가 대부분이지만 [11, 12, 21], 본 연구는 1~9점으로 측정된 연속형의 감정인 불/쾌감(Valence)을 예측한다. 이것은 주관적일 수 있는 감정을 보다 유연하게 예측이 가능하다. 셋째, ANFEP이 기존의 감정예측 모형과 비교하여 더 효과적인임을 밝힌다. 또한, 본 연구에서 제시한 ANFEP이 다른 감정예측 모형에 비해, 약 3~4배 높은 정확도 향상을 확인하였다. 이것은 ANFIS의 소속함수가 심박변이도의 조합에 더 적절한 방법이라 생각할 수 있다. 본 연구의 결

과는 보다 정확하고 신뢰성 높은 감정인식 시스템을 구축하는데 활용할 수 있다[27]. 특히 최근 많은 연구가 이루어지는 사물 인터넷이 사용자와 상호작용 할 때, 사용자의 감정을 간편하면서도 정확하게 예측하고 대응하는 것이 중요하다[29].

향후 연구는 본 연구의 결과를 IT시스템과 융합하여 실용적인 관점의 감정예측 시스템을 구축하는 것이다. 이를 위해 본 연구의 결과를 보다 다양한 표본에 적용해 보고 고도화 하는 연구가 필요하다. 그리고, 본 연구에 사용되지 않은 다양한 심박변이도 변수를 적용한 감정예측 모형에 대한 연구가 필요하다. 또 다른 심박변이도로는 시간 영역 지표인 Mean HR, HRV triangular index, NN50, pNN50 등이 있으며, Wavelet 변환을 통한 다양한 주파수 영역 지표를 사용하는 감정예측의 효과와 영향력에 대한 연구가 필요하다. 또한, 추가적으로 감정예측을 위해 피부전도도, 호흡량, 뇌활성 부위, 뇌파 등과 같은 복합적인 생체신호를 사용하는 모형으로 확장하는 것이 필요하다.

REFERENCES

- [1] R. Riedl, F. D. Davis & A. R. Hevner. (2014). Towards a NeuroIS Research Methodology : Intensifying the Discussion on Methods , Tools , and Measurement. *Journal of the Association for Information Systems*, 15(Special Issue), i - xxxv.
- [2] E. C. Nook, K. A. Lindquist & J. Zaki. (2015). A new look at emotion perception: Concepts speed and shape facial emotion recognition. *Emotion*, 15(5), 569-578. DOI : 10.1037/a0039166
- [3] C. N. Anagnostopoulos, T. Iliou & I. Giannoukos. (2015). Features and classifiers for emotion recognition from speech: a survey from 2000 to 2011. *Artificial Intelligence Review*, 43(2), 155-177. DOI : 10.1007/s10462-012-9368-5
- [4] M. Soleymani, S. Asghari-Esfeden, Y. Fu & M. Pantic. (2016). Analysis of EEG Signals and Facial Expressions for Continuous Emotion Detection. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 7(1), 17-28. DOI : 10.1109/TAFFC.2015.2436926
- [5] C. D. Katsis, N. S. Katertsidis & D. I. Fotiadis. (2011). An integrated system based on physiological signals for the assessment of affective states in patients with anxiety disorders. *Biomedical Signal Processing and*

- Control*, 6(3), 261-268.
DOI : 10.1016/j.bspc.2010.12.001
- [6] F. Russo, N. Vempala & G. Sandstrom. (2013). Predicting musically induced emotions from physiological inputs: linear and neural network models. *Frontiers in Psychology*, 4, 468.
DOI : 10.3389/fpsyg.2013.00468
- [7] P. A. Kragel & K. S. Labar. (2013). Multivariate pattern classification reveals autonomic and experiential representations of discrete emotions. *Emotion*, 13(4), 681-690.
DOI : 10.1037/a0031820
- [8] J. Selvaraj, M. Murugappan, K. Wan & S. Yaacob. (2013). Classification of emotional states from electrocardiogram signals: a non-linear approach based on hurst. *BioMedical Engineering OnLine*, 12(1), 44.
DOI : 10.1186/1475-925X-12-44
- [9] G. Valenza, L. Citi, A. Lanatá, E. P. Scilingo & R. Barbieri. (2014). Revealing Real-Time Emotional Responses: a Personalized Assessment based on Heartbeat Dynamics. *Scientific Reports*, 4, 4998.
DOI : 10.1038/srep04998
- [10] S. Yu & S. Chen. (2015). Emotion state identification based on heart rate variability and genetic algorithm. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 538-541.
DOI : 10.1109/EMBC.2015.7318418
- [11] R. Rakshit, V. R. Reddy & P. Deshpande. (2016). Emotion Detection and Recognition Using HRV Features Derived from Photoplethysmogram Signals. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Emotion Representations and Modelling for Companion Systems*.
DOI : 10.1145/3009960.3009962
- [12] H. Guo, Y. Huang, C. Lin, J. Chien, K. Haraikawa & J. Shieh. (2016). Heart Rate Variability Signal Features for Emotion Recognition by Using Principal Component Analysis and Support Vectors Machine. In *2016 IEEE 16th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, 274-277.
DOI : 10.1109/BIBE.2016.40
- [13] A. Dimoka et al. (2012). On the Use of Neurophysiological Tools in IS Research: Developing a Research Agenda for NeuroIS. *MIS Quarterly*, 36(3), 679-702.
DOI : 10.2307/41703475
- [14] T. Teubner, M. Adam & R. Riordan. (2015). The Impact of Computerized Agents on Immediate Emotions, Overall Arousal and Bidding Behavior in Electronic Auctions. *Journal of the Association for Information Systems*, 16(10), 838-879.
- [15] A. Hariharan & M. T. P. Adam. (2015). Blended Emotion Detection for Decision Support. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 45(4), 510-517.
DOI : 10.1109/THMS.2015.2418231
- [16] P. M. Léger, F. D. Davis, T. P. Cronan & J. Perret. (2014). Neurophysiological correlates of cognitive absorption in an enactive training context. *Computers in Human Behavior*, 34, 273-283.
DOI : 10.1016/j.chb.2014.02.011
- [17] Y. Zheng, X. Ding, C. C. Y. Poon, B. P. L. Lo, H. Zhang, X. Zhou & Y. Zhang. (2014). Unobtrusive Sensing and Wearable Devices for Health Informatics. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(5), 1538-1554.
DOI : 10.1109/TBME.2014.2309951
- [18] L. Shen, M. Wang & R. Shen. (2009). Affective e-Learning: Using Emotional Data to Improve Learning in Pervasive Learning Environment. *Journal of Educational Technology & Society*, 12(2), 176-189.
- [19] J. R. Jang. (1993). ANFIS: adaptive-network- based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685.
DOI : 10.1109/21.256541
- [20] A. Haag, S. Goronzy, P. Schaich & J. Williams. (2004). *Emotion Recognition Using Bio- sensors: First Steps towards an Automatic System*. In E. André, L. Dybkjær, W. Minker, & P. Heisterkamp (Eds.), *Affective Dialogue Systems* (pp. 36-48). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
DOI : 10.1007/978-3-540-24842-2_4
- [21] D. Kukulja, S. Popović, M. Horvat, B. Kovač & K. Čosić. (2014). Comparative analysis of emotion estimation methods based on physiological measurements for real-time applications. *International Journal of Human-Computer Studies*, 72(10), 717-727.
DOI : 10.1016/j.ijhcs.2014.05.006
- [22] R. L. Mandryk & M. S. Atkins. (2007). A fuzzy physiological approach for continuously modeling emotion during interaction with play technologies. *International Journal of Human- Computer Studies*, 65(4), 329-347.
DOI : 10.1016/j.ijhcs.2006.11.011
- [23] C. D. Katsis, N. Katertsidis, G. Ganiatsas & D. I. Fotiadis. (2008). Toward Emotion Recognition in Car-Racing Drivers: A Biosignal Processing Approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 38(3), 502-512.

- DOI : 10.1109/TSMCA.2008.918624
- [24] N. Kamaruddin, A. Wahab & C. Quek. (2012). Cultural dependency analysis for understanding speech emotion. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 5115-5133.
DOI : 10.1016/j.eswa.2011.11.028
- [25] M. Malkawi & O. Murad. (2013). Artificial neuro fuzzy logic system for detecting human emotions. *Human-Centric Computing and Information Sciences*, 3(1), 3.
DOI : 10.1186/2192-1962-3-3
- [26] G. Uchyigit & M. Y. Ma. (Eds.). (2008). *Personalization Techniques and Recommender Systems. Series in Machine Perception and Artificial Intelligence*. World Scientific.
DOI : 10.1142/6788
- [27] H. D. Critchley, S. Wiens, P. Rotshtein, A. Öhman & R. J. Dolan. (2004). Neural systems supporting interoceptive awareness. *Nature Neuroscience*, 7(2), 189.
DOI : 10.1038/nn1176
- [28] V. N. Salimpoor, M. Benovoy, K. Larcher, A. Dagher & R. J. Zatorre. (2011). Anatomically distinct dopamine release during anticipation and experience of peak emotion to music. *Nature Neuroscience*, 14, 257.
DOI : 10.1038/nn.2726
- [29] K. A. Cha, W. K. Hong, S. H. Park & H. S. Choi. (2017). Development of Emotion Inference Application with Location Information and User's Heartbeat Rate. *Journal of the Korea Convergence Society*, 8(8), 83-88.

박 성 수(Park, Sung Soo) [정회원]



- 2016년 2월 : 성균관대학교 경영대학(박사과정수료)
- 관심분야 : 인공지능(Artificial Intelligence), 빅데이터(Big Data), 감성분석(Sentiment Analysis) 등
- E-Mail : volf74@empas.com

이 건 창(Lee, Kun Chang) [정회원]



- 1984년 3월 ~ 1988년 8월 : 카이스트 경영과학과 (공학석사 및 박사 - 의사결정지원, 인공지능)
- 1988년 9월 ~ 현재 : 경기대학교 경영정보학과 교수 역임 및 현재 성균관대학교 경영대학 교수
- 관심분야 : 창의성과학, 인공지능, 헬스 인포매틱스, 빅데이터 분석, 감성분석
- E-Mail : kunchanglee@gmail.com