

지능형 IoT 미러 시스템을 활용한 인터랙티브 콘텐츠 서비스 구현

Development of Interactive Content Services through an Intelligent IoT Mirror System

정원석 · 서정욱*

남서울대학교 정보통신공학과

Wonseok Jung · Jeongwook Seo*

Department of Information and Communication Engineering, Namseoul University, Chungcheongnam-do, 31020, Korea

[요 약]

본 논문에서는 지능형 IoT (internet of things) 미러 시스템을 통해 사용자의 우울증 예방을 위한 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 구현한다. 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 위해 IoT 미러 장치는 뇌파 헤드셋 디바이스로부터 집중도 및 명상도 데이터를 측정하고, 웹캠을 통해 다층 퍼셉트론 알고리즘으로 분류된 “슬픔”, “분노”, “혐오감”, “중립”, “행복” 및 “놀람”과 같은 표정 데이터를 측정한 후, oneM2M 표준을 준용한 IoT 서버로 전송한다. IoT 서버에 수집된 데이터는 제안한 병합 레이블링 과정을 거쳐 세 가지의 우울 단계(RED, YELLOW, GREEN)를 분류하는 기계학습 모델을 생성한다. 실험을 통해 k-최근접 이웃 모델로 우울 단계를 분류한 결과 약 93%의 정확도를 얻을 수 있었고, 분류된 우울 단계에 따라 가족, 친구 및 사회복지사에게 소셜 네트워크 서비스 에이전트를 통해 알림 메시지를 전송하여 사용자와 보호자 간의 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 구현하였다.

[Abstract]

In this paper, we develop interactive content services for preventing depression of users through an intelligent Internet of Things (IoT) mirror system. For interactive content services, an IoT mirror device measures attention and meditation data from an EEG headset device and also measures facial expression data such as "sad", "angery", "disgust", "neutral", "happy", and "surprise" classified by a multi-layer perceptron algorithm through a webcam. Then, it sends the measured data to an oneM2M-compliant IoT server. Based on the collected data in the IoT server, a machine learning model is built to classify three levels of depression (RED, YELLOW, and GREEN) given by a proposed merge labeling method. It was verified that the k-nearest neighbor (k-NN) model could achieve about 93% of accuracy by experimental results. In addition, according to the classified level, a social network service agent sent a corresponding alert message to the family, friends and social workers. Thus, we were able to provide an interactive content service between users and caregivers.

Key word : Electroencephalography, Facial expression, Interactive content, Internet-of-Things, Machine learning.

<https://doi.org/10.12673/jant.2018.22.5.472>



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.

Received 13 September 2018; Revised 1 October 2018

Accepted (Publication) 22 October 2018 (30 October 2018)

*Corresponding Author; Jeongwook Seo

Tel: +82-41-580-2122

E-mail: jwseo@nsu.ac.kr

I. 서 론

한국에서 노인의 우울증이 발병할 확률은 대략 15%이며, 노인의 우울증을 방지하는 것은 질병의 회복 지연, 병원 이용 빈도 증가, 삶의 질 저하, 극단적으로는 자살의 주요 원인이 된다[1]. 실제로 선행연구에 따르면 자살의 60~80%가 우울증이 원인인 것으로 나타났다[2], 질병관리본부의 조사 결과에 따르면 우울증이 10대를 제외한 전 연령대에서 평균 16.2%의 비율로 자살 동기 2순위를 차지하고 있다[3]. 또한 우울증으로 인해 인지 기능 장애나 치매가 발생할 위험이 높고 고혈압과 같은 합병증을 유발할 수 있어, 간병을 해야 하는 가족이나 주변 사람들에게 큰 부담이 되고 있으며 직간접적인 사회적 비용 손실을 야기하고 있다[4]. 우울증이 발생하기 전에 우울증에 영향을 미치는 요인을 확인하고 예방하는 것이 중요하다. 이전 연구에서 보고된 우울증에 영향을 미치는 요소에는 신체 건강 상태, 가족의 지지, 사회적 지지 및 자아 존중 등이 있으며 특히 가족의 지지와 사회적 지지가 높을수록 자살 충동과 우울증을 감소하는 것으로 나타났다[5]. 즉 안부전화만으로도 사회적 고립감을 해소하고 우울증과 자살 충동을 경감시키는데 도움이 될 수 있다.

콘텐츠는 각종 매체가 제공하는 정보이며, 사용자 간의 단순한 정보 전달에서 사용자와 상호작용 할 수 있는 인터랙티브 콘텐츠로 진화하고 있다[6]. 인터랙티브 콘텐츠를 활용한 소통이나 감응적 반응을 통해 우울증 치유 효과를 기대할 수 있다[7]. 따라서 본 논문에서는 지능형 IoT (internet of things) 미러 시스템 구현을 통해 사용자의 우울 단계를 기계학습 모델로 분류하고 알림으로써 우울증 예방을 위해 가족, 친구 및 사회복지사와 같은 주변 지인들이 사용자와 상호작용할 수 있는 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 제공한다. 2장에서는 지능형 IoT 미러 시스템을 활용한 인터랙티브 콘텐츠 서비스 구현 방법에 대해 소개하고 3장에서는 실험 결과를 통해 구현한 서비스의 실효성을 검증한다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

II. 인터랙티브 콘텐츠 서비스 구현

그림 1은 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 위한 지능형 IoT 미러 시스템의 개념을 나타내며, IoT 장치 애플리케이션이 있는 IoT 미러 장치, IoT 서버, 데이터 전처리기, 기계학습 알고리즘 및 소셜 네트워크 서비스 (SNS; social network service) 에이전트로 구성된다.

IoT 미러 장치는 웹캠, 헤드셋 및 마이크의 세 가지 상용 장치와 상호 운용되는 개방형 하드웨어 플랫폼에서 설계 및 구현된다[8]. 마이크를 통해 전자 장치를 제어하는 데 어려움이 있는 노인들의 사용자 인터페이스로 Google 음성 인식을 제공한다. Google speech API (application programming interfaces)를 사용하여 지하철 도착 정보, 사용자 일정, 날씨 정보, 주요 뉴스, YouTube 동영상 서비스를 미러에 표시한다[9]. 또한 웹캠을 통해 표정 데이터를 수집하고 뇌파 측정 장치인 헤드

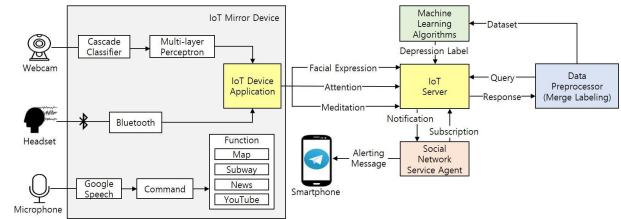


그림 1. 지능형 IoT 미러 시스템 블록 다이어그램

Fig. 1. Block diagram of the intelligent IoT mirror system.

셋에서 집중도와 명상도 데이터를 수집한다. 여기서 표정 데이터는 cascade 분류기와 다층 퍼셉트론에 의해 결정되는 “슬픔”, “분노”, “혐오감”, “중립”, “행복” 및 “놀람”과 같은 6가지 감정 상태를 나타낸다[10]-[11]. 문자형으로 업로드 되는 6가지 표정 데이터는 우울한 감정을 분류를 위한 기계학습 모델에 적용하기 위해 정수형 데이터로 변환할 필요가 있다. “슬픔”, “분노”, “혐오감”은 1, 2 및 3이라는 정수형 데이터로, “중립”, “행복” 및 “놀람”은 4, 5 및 6이라는 정수형 데이터로 변경하여 전송한다. 집중도와 명상도 데이터는 EEG (electroencephalography) 데이터에서 얻으며 0에서 100 사이의 값을 갖는다[12]. 수집된 표정, 집중도 및 명상도 데이터는 소켓 통신을 통해 IoT 클라이언트로 전송된다. IoT 장치 애플리케이션은 oneM2M 규격 [13]에 부합하는 &Cube[14]라고 불리는 오픈 소스 IoT device application entity를 수정하여 개발하였다.

IoT 장치 애플리케이션은 수집된 데이터를 Mobius[15]라고 불리는 IoT 서버로 전송한다. IoT 서버는 MySQL 데이터베이스에 저장한다. MySQL에서 수집한 데이터셋을 우울한 단계 분류를 위한 기계학습 모델에 적용한다. 그러나 기계학습 모델 적용에 앞서 병합 레이블링 과정을 수행할 필요가 있어 표정 데이터의 경우 앞에서 언급한 6가지 감정 상태를 긍정적인 표정과 부정적인 표정의 두 가지 데이터로 병합한다. 또한 헤드셋을 통해 측정된 집중도와 명상도 데이터에 대해 임계값을 설정하고 임계값 이하의 데이터는 우울증의 분류에서 좋지 않은 상태라고 판단한다. 병합 레이블링 과정을 거친 데이터셋을 기계학습 모델에 적용한다. 기계학습 모델을 사용하여 분류한 감정 상태를 Telegram이라는 SNS 에이전트를 통해 가족, 친구 및 사회 복지사에게 사용자의 우울 단계를 메시지로 보낸다.

2-1 oneM2M 표준 기반의 IoT 미러 장치 및 서버

별도의 하드웨어는 개발하지 않지만 oneM2M 표준 기반의 오픈 소스 소프트웨어를 사용하면 하나의 데이터베이스에서 EEG 및 표정 데이터를 수집하기 위해 두 가지 상용 장치를 사용할 수 있다. 구현된 시스템에서 IoT를 사용하려면 oneM2M 표준 기반의 ADN-AE (application dedicated node-application entity)로 모델링된 IoT 장치 애플리케이션과 헤드셋과 웹캠의 두 가지 상용 장치 간의 인터워킹을 지원하는 TAS (thing adaptation software) 인터페이스가 필요하다. TAS의 주된 역할은 두 가지 상용 장치

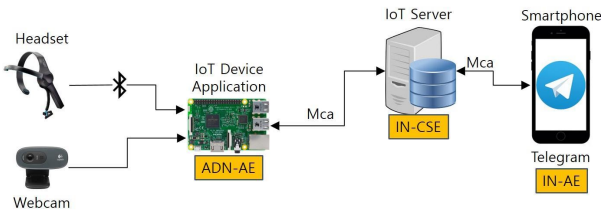


그림 2. 지능형 IoT 미러 시스템의 아키텍처
 Fig. 2. Architecture of the intelligent IoT mirror system.

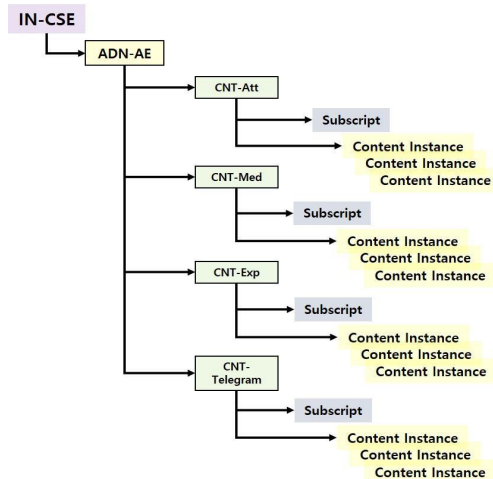


그림 3. 지능형 IoT 미러 시스템의 리소스트리
 Fig. 3. Resource tree of the intelligent IoT mirror system.

에서 수집된 데이터를 IoT 장치 애플리케이션이 사용 가능하도록 표준화된 형식으로 변환하는 것이다. TAS를 사용하려면 헤드셋을 통한 뇌파 측정, 웹캠을 통한 표정 인식, TAS 인터페이스 역할의 코드를 작성한다.

생성된 코드는 그림 2와 같이 두 가지 상용 장치와 IoT 장치 애플리케이션 사이의 블루투스와 HTTP (hypertext transfer protocol) 통신을 통한 TAS 인터페이스를 사용하여 IoT 디바이스 애플리케이션에 접속하는데 사용되고 측정된 집중도, 명상도와 표정 데이터는 표준화된 형식으로 변환되어 전송된다. 구현한 서비스에서는 헤드셋과 웹캠이 TAS의 역할을 한다. 헤드셋은 귀 클립의 양쪽에 있는 두 개의 금속 접촉부가 컷볼 또는 귀에 닿게 하고 센서 팁이 이마의 피부에 닿도록 한다. 센서 팁은 항상 뇌파를 정확하게 측정하기 위해 피부에 직접 접촉하여 뇌파를 측정한다. 측정된 뇌파는 집중도와 명상도로 0에서 100 사이의 척도이며, 블루투스 페어링을 통해 헤드셋과 IoT 미러 시스템을 물리적으로 연결한다. 웹캠은 얼굴을 캡처하고 검출 및 인식 단계를 통해 표정을 인식한다. 인식된 표정은 “슬픔”, “분노”, “혐오감”, “중립”, “행복” 및 “놀람”과 같은 6 가지 표정이 있으며, 기계학습에 적용을 위해 문자형이 아닌 순서대로 정수형 데이터 1부터 6의 값으로 측정된다. 뇌파 데이터와 표정 데이터 각각 Python으로 작성된 소켓 통신을 할 수 있는 소스 코드를 통해 IoT 장치 애플리케이션으로 데이터를 전송한다. IoT 장치 애플리케이션은 TAS를 통해 변환되어 전송받은 데이터를 XML 형태를 사용하여 IN-CSE (infrastructure node-common service entity)로

모델링된 IoT 서버로 전송한다. IoT 서버는 IoT 장치 애플리케이션을 등록하고 컨테이너 (container) 및 콘텐츠 인스턴스 리소스 (content-instance resources)를 생성한다. 생성된 콘텐츠 인스턴스 리소스를 파싱하여 전송된 데이터를 가져와서 MySQL 데이터베이스에 저장한다.

그림 3은 IoT 서버에 의해 생성된 리소스트리로 ADN-AE인 IoT 장치 애플리케이션과 IN-AE 같은 하위 리소스로 구성된다. ADN-AE인 IoT 장치 애플리케이션에는 Att, Med, Exp 및 Telegram이라는 컨테이너 하위 리소스와 콘텐츠 인스턴스 리소스가 있다.

2-2 우울증 단계 분류를 위한 병합 레이블링 및 기계학습

수집된 데이터셋을 분석해보면 부정확한 표정 데이터와 변동이 심한 뇌파 데이터로 인해 어느 하나의 데이터만 고려하여 레이블링하기 어려우며 분류 정확도도 떨어지게 된다. 이에 본 논문에서는 그림 4에 나타낸 것과 같이 병합 레이블링 알고리즘을 제안한다. 먼저 6가지 표정 데이터 중 부정적인 표정인 “슬픔”, “분노” 및 “혐오감”을 하나의 그룹(X 그룹)으로, 긍정적인 표정인 “중립”, “행복” 및 “놀람”을 다른 하나의 그룹(Y 그룹)으로 설정한다. 또한 집중도와 명상도 데이터는 임의의 임계값과 비교하여 임계값보다 작으면 나쁜 상태로 설정하고 임계값보다 크다면 좋은 상태로 설정한다. 알고리즘에서는 이 세 가지 설정을 병합하여 조건식을 만들고 우울 단계를 나타내는 3가지 레이블(RED, YELLOW, GREEN)을 출력한다. 이러한 레이블을 활용하여 기계학습을 위한 데이터셋을 만들게 되면 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

표 1에서 RED 단계는 부정적인 표정 데이터와 임계값보다 낮은 집중도와 명상도 데이터인 경우이며, 매우 우울한 단계를 나타낸다. GREEN 단계는 표정 데이터, 집중도와 명상도 데이터가 모두

Algorithm 1 Merge Labeling Algorithm

```

Data: FacialExp, Att, Med
Result: DepLabel
Initialization: FacialExp = neutral, Att = 0, Med = 0,
X = {sad, angry, disgust}, Y = {neutral, happy, surprise}, T = 40

if FacialExp ∈ X and Att < T and Med < T then
    | DepLabel := RED
else if FacialExp ∈ Y and Att ≥ T and Med ≥ T then
    | DepLabel := GREEN
else
    | DepLabel := YELLOW
end
    
```

그림 4. 병합 레이블링 알고리즘

Fig. 4. Merge labeling algorithm.

표 1. 병합 레이블링 알고리즘에 의한 데이터셋

Table 1. Dataset from the merge labeling algorithm.

Facial Expression	Attention	Meditation	Depression Label
Sad, Angry, Disgusted	0 ~ 39	0 ~ 39	RED
All Cases Except Red and Green			YELLOW
Neutral, Happy, Surprised	40 ~ 100	40 ~ 100	GREEN

표 2. 분류된 우울 단계와 관련된 알림 메시지

Table 2. Alerting messages related to depression labels.

Depression Label	Alerting Message
RED	Your parents might be depressed. Please contact your parents.
YELLOW	Your parents feel so-so. Why don't you talk to your parents ?
GREEN	Your parents are happy. Is there something good for your parents?

좋은 경우로써 우울하지 않고 행복한 상태를 의미한다. 마지막으로 YELLOW 단계는 표정 데이터, 집중도와 명상도 중 어느 한 가지가 좋지 않은 경우이며 우울하지도 행복하지도 않은 중립적인 상태를 의미한다.

서비스 구현을 위한 기계학습 모델로서 서포트 벡터 머신(SVM; support vector machine), k-최근접 이웃(k-NN; k-nearest neighbor), 나이브 베이즈(Naive Bayes) 모델을 사용한다[16]. 기계학습 모델로 분류된 우울 단계는 SNS 에이전트를 통한 메시지 전송을 위해 소켓통신으로 IoT 서버에서 생성된 Telegram이라는 이름의 콘텐츠 인스턴스로 전송한다.

2-3 Telegram을 이용한 소셜 네트워크 서비스 에이전트

Telegram이라는 SNS를 통해 가족, 친구 및 사회 복지사에게 분류된 우울 단계를 메시지로 보냅니다. Telegram은 구현된 지능형 IoT 미러 시스템에서 IN-AE (infrastructure node-application entity)로 모델링된 SNS 에이전트이며, Mca 참조점을 통해 IoT 서버와 직접 상호 작용한다. SNS 에이전트를 구현한 지능형 IoT 미러 시스템과 연동하기 위해 토큰 정보와 ID (identification)를 발급받는다. 발급받은 토큰 정보와 ID를 SNS 에이전트에 입력하고 ADN-AE 하위 Telegram 컨테이너 경로를 입력하여 메시지로 전송 가능하도록 구독을 설정한다. 연동이 완료되면 스마트폰 내부의 Telegram 애플리케이션에서 "텔레그램 브릿지 서버 시작합니다."라는 메시지와 함께 IoT 서버가 연결됩니다. 그런 다음 MySQL 데이터베이스에 저장된 데이터를 쿼리하고 데이터 집합이 업로드 될 때마다 확인하여 기계학습 모델을 사용하여 분류된 우울한 상태를 메시지에 보냅니다.

전송할 메시지 내용은 표 2에서와 같이 RED 단계 "부모님 기분이 좋지 않아 걱정되네요. 전화 한 번 해보세요.", YELLOW 단계 "오랜만에 부모님께 연락해보시겠어요?" 그리고 GREEN 단계 "부모님이 기분이 좋으신가 봐요."가 있다.

III. 실험 결과

이 장에서는 우울증 예방에 도움이 되는 지능형 IoT 미러 시스템을 활용한 인터랙티브 콘텐츠 서비스의 실험 결과에 대해 설명한다. 그림 5는 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 위한 실험환경을 나타낸다. 그림에서와 같이 상용화된 뇌파 측정 헤드셋과

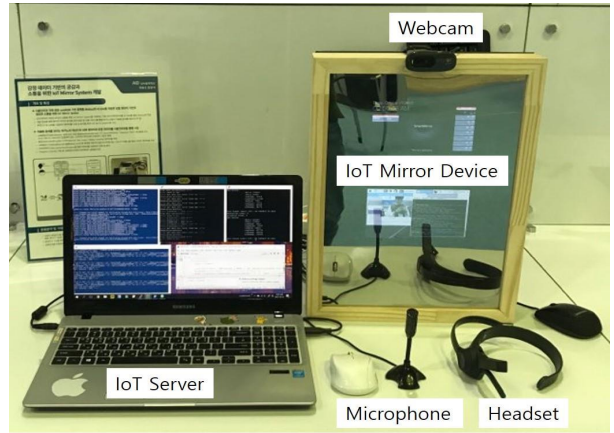


그림 5. 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 위한 실험환경
Fig. 5. Experimental environment for interactive contents services.

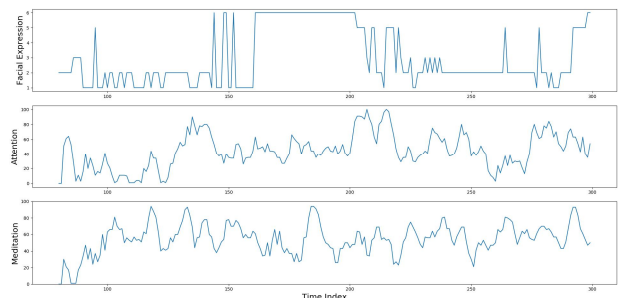


그림 6. IoT 서버에 수집된 데이터 시각화(표정, 집중도, 명상도)
Fig. 6. Data visualization (facial expression, attention, meditation) collected in the IoT server.

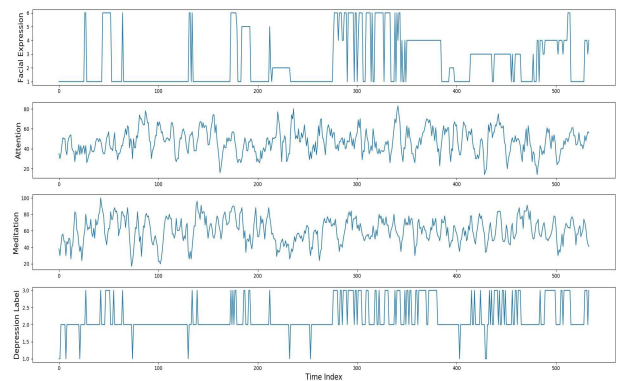


그림 7. 병합 레이블링 알고리즘 결과
Fig. 7. Results of merge labeling algorithm.

웹캠을 사용하여 집중도, 명상도, 표정 데이터를 수집하였다. 라즈베리파이를 사용하여 ADN-AE로 모델링된 IoT 미러장치를 구현하고 노트북에 IN-CSE로 모델링된 IoT 서버를 구현하였다. 추가적으로 마이크와 Google speech API를 사용하여 음성 인식 서비스 기능을 구현하였다.

그림 6은 IoT 서버에 수집된 표정, 집중도, 명상도 데이터를 시각화한 것이다. 표정 데이터는 시간 인덱스에 따라 1~6 사이의

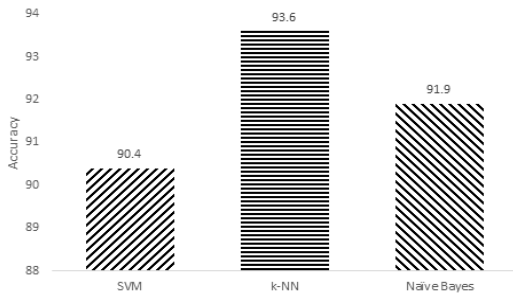


그림 8. 기계학습 모델(서포트 벡터 머신, k-최근접 이웃, 나이브 베이즈) 성능 비교
Fig. 8. Performance comparison between machine learning models(support vector machine (SVM), k-Nearest Neighbor (k-NN), Naive Bayes).



그림 9. 인터랙티브 콘텐츠 서비스 구현 결과
Fig. 9. Implementation results of interactive contents services.

랜덤한 정수값으로 표현되었고 집중도와 명상도는 0~100 사이의 랜덤한 정수값으로 표현되었다. 시각화된 그래프를 통해 데이터가 이상치(outlier) 없이 잘 수집되고 있음을 확인할 수 있다.

그림 7은 표정 데이터, 집중도와 명상도 데이터와 병합 레이블링 알고리즘으로 출력된 우울 단계를 그래프로 시각화한 것이다. 그림을 통해 병합 레이블링 알고리즘이 정상적으로 동작한다는 것을 확인할 수 있다.

그림 8은 기계학습 모델의 성능을 비교한 그래프를 나타낸다. 서포트 벡터 머신 모델의 경우 약 90%의 정확도를 나타내었고, 나이브 베이즈 모델의 경우 약 92%의 정확도를 나타내었다. k-NN 모델의 정확도는 약 93%로 가장 우수한 성능을 나타내었다.

그림 9는 지능형 IoT 미러 시스템을 활용한 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 구현 결과를 나타낸다. 음성인식으로 지하철 도착 정보, 사용자 일정, 날씨 정보, 주요 뉴스, YouTube 동영상 등의 서비스가 정상적으로 동작하는 것을 확인하였다. 헤드셋으로부터 뇌파 데이터가 측정되고 웹캠 기반의 다층 퍼셉트론 알고리즘으로 표정 데이터가 측정되는 결과를 확인하였다. 끝으로 기계학습 모델로부터 출력된 우울 단계에 따라 텔레그램으로 알림 메시지가 전송됨을 확인하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 사용자의 우울증을 예방하기 위해 지능형 IoT 미러 시스템을 제안하였으며 이 시스템을 통해 사용자와 보호자간의 인터랙티브 콘텐츠 서비스를 구현하였다. 지능형 IoT 미러 시스템은 크게 IoT 미러 장치와 IoT 서버로 구성되어 있으며 oneM2M 표준을 준용하여 기능적 아키텍처와 리소스 트리를 설계하였다. 사용자의 뇌파 데이터(집중도, 명상도)와 표정 데이터(“슬픔”, “분노”, “혐오감”, “중립”, “행복” 및 “놀람”)를 얻기 위해 상용 헤드셋과 웹캠을 고려하였으며 특히 표정 인식을 위해 다층 퍼셉트론 알고리즘을 적용하였다. 뇌파 데이터와 표정 데이터로 기계학습에 유용한 데이터셋을 만들기 위해서 병합 레이블링 알고리즘을 제안하였다. 이 데이터셋을 통해 우울 단계(RED, YELLOW, GREEN) 분류용 기계학습 모델들(서포트 벡터 머신, k-최근접 이웃 모델, 나이브 베이즈)을 설계하고 성능을 비교한 결과, k-최근접 이웃 모델이 약 93%의 정확도를 나타내었다. 또한 분류된 우울 단계에 따라 알림 메시지를 SNS 에이전트를 통해 가족, 친구 및 사회복지사 등의 보호자에게 전송하는 인터랙티브 콘텐츠 서비스 기능을 검증하였다.

Acknowledgments

이 논문은 2018년도 남서울대학교 학술연구비 지원에 의해 연구되었습니다.

References

- [1] B. W. Kang, M. H. Jung and B. J. Cho, “The effects of psychological factors on elderly of depression scale and electroencephalography,” *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, Vol. 21, No. 12, pp. 157-163, Dec. 2016.
- [2] J. U. Ko and S. B. Kim, “A study of influence factors on the suicidal tendency of elderly living alone,” *The Journal of Korean Academy of Nursing*, Vol. 30, pp. 29-48, Dec. 2011.
- [3] Korea Centers for Disease Control and Prevention (KCDC). Emergency room injury patient specimen in-depth investigation [Internet]. Available: <http://www.cdc.go.kr/CDC/intro/CdcKrIntro0201.jsp?menuIds=HOME001-MNU1154-MNU0005-MNU0011&cid=8803/>.
- [4] C. G. Kim and S. M. Park, “Gender difference in risk factors for depression in community-dwelling elders,” *The Journal of Korean Academy of Nursing*, Vol. 42, No. 1, pp. 136-147, Feb. 2012.
- [5] E. R. Lee, J. H. Kang and J. P. Jung, “Factors influencing the depression of aged people,” *Journal of The Korea Contents*

- Society*, Vol. 13, No. 7, pp. 290-300, Jul. 2013.
- [6] J. G. Woo, S. M. Ji, S. G. Kim, K. D. Woo, H. C. Choi, J. h. Goo, J. J. Lee, C. W. Lee and S. W. Baik, "The development of intuitive authoring tool for interactive contents," in *Proceedings of the Korean Insitute of Information Scientists and Engineers*, Jeju: Korea, pp. 204-209, Jun. 2009.
- [7] J. Y. Han, "Possibilities in application of art therapy employing digital contents with play-instinct of the art," *The Journal of Korean Society of Media & Arts*, Vol. 13, No. 3, pp. 145-160, Jun. 2015.
- [8] Raspberry Pi. Documentation [Internet]. Available: <https://www.raspberrypi.org/documentation/hardware/>
- [9] Google. Googlecloudspeech-to-textdocumentation [Internet]. Available: <https://cloud.google.com/speech/docs/?hl=ko/>.
- [10] M. Beyeler, *OpenCV with python blueprints*, Birmingham, Packt Publishing, 2015.
- [11] D. I. Singh, "Face recognition through multilayer perceptron (MLP) and learning vector quantization (LVQ)," *International The Journal of Advanced Research in Computer Science and Electronics Engineering (IJARCSEE)*, Vol. 1, No. 10, pp. 87-90, Dec. 2012.
- [12] NeuroSky, *MindWave mobile: user guide*, 2017.
- [13] oneM2M, *Functional architecture*, TS-0001-v2.10.0, 2016.
- [14] OCEAN, *nCube-Thyme(Node.js) developer guide*, v1.0, 2017.
- [15] OCEAN, *Mobius release 2 installation guide*, v2.0.0, 2017.
- [16] A. C. Müller and S. Guido, *Introduction to machine learning with python*, O'Reilly Media, 2016.



정 원 석 (Wonseok Jung)

2018년 2월 : 남서울대학교 정보통신공학 (공학사)
 2018년 3월 ~ 현재 : 남서울대학교 정보통신공학공학 석사 과정
 ※ 관심분야 : 사물인터넷, 머신러닝/딥러닝, 행위 및 감정인식



서 정 욱 (Jeongwook Seo)

2010년 8월 : 연세대학교 전기전자공학과 (공학박사)
 2001년 1월 ~ 2014년 2월 : KETI 스마트네트워크연구센터 책임연구원
 2014년 3월 ~ 현재 : 남서울대학교 정보통신공학과 조교수
 ※ 관심분야 : 사물인터넷, 머신러닝/딥러닝, 행위 및 감정인식