

Healing Guiders: 유튜브 영상 콘텐츠 분석을 통한 사용자 우울감 관리 시스템

최보경^{*}, 이제희, 박상근

경희대학교 소프트웨어융합학과

chlghrud0208@khu.ac.kr, juventa23@khu.ac.kr, sk.park@khu.ac.kr

Healing Guiders: A System for Supporting User Depression Management through YouTube Video Content Analysis

Bogyeong Choi^{*}, Jehui Lee, Sangkeun Park

Department of Software Convergence, Kyung Hee University

요 약

본 연구는 유튜브 시청 로그를 활용하여 사용자의 우울감을 실시간으로 감지하고 중재하는 시스템을 제안한다. 이를 위해 크롬 확장 프로그램을 통해 사용자 영상 시청 로그를 수집하고, 머신러닝을 적용해 시청 영상의 우울 정도를 평가한다. 만일 일정 기간 동안 우울감이 높은 영상 시청이 지속되는 것으로 감지되면, 사용자에게 PHQ-9 설문을 제시하여 스스로 우울 수준을 점검하도록 안내한다. 이후 우울감이 일정 기준 이상으로 판단될 경우, 반추 인지 개선, 기분 전환 유도, 맞춤형 영상 추천, 시청 제한 등의 중재 방안을 제공한다. 본 연구에서 제안하는 시스템은 머신러닝을 이용한 실시간 로그 분석을 통해 우울감을 조기에 파악하고, 사용자가 자신의 우울 정도를 효율적으로 관리할 수 있는 새로운 가능성을 제시한다.

1. 서론*

최근 건강보험심사평가원 통계에 따르면, 2022년 우울증으로 진료받은 환자는 약 100만 명에 달한다[1]. 우울증은 지속적인 우울감과 무기력을 유발하며, 심각한 경우 자살이나 자살 시도까지 이어질 수 있는 위험한 정신건강 문제이다.

우울감 등 부정적인 감정을 표현하고 해소하기 위해 SNS나 유튜브 같은 온라인 플랫폼을 활용하는 사람이 늘어나고 있다. 그러나 우울감을 조장할 수 있는 게시물이나 영상을 시청할 경우, 영상 속 감정이나 표정을 무의식적으로 모방하는 등의 비대면 상호작용 요소로 인해 우울한 감정이 확산될 위험이 존재한다[2]. 또한, 사용자의 과거 시청 이력과 선호도를 기반으로 콘텐츠를 추천하는 알고리즘은 정보 고치(Information Cocoons)나 필터 버블(Filter Bubbles)을 형성하여 다양한 관점을 접할 기회를 제한할 수 있다. 특히 우울감을 전달하는 콘텐츠로 형성된 정보 고치는 사용자의 우울감을 더욱 심화시킬 수 있다는 우려가 있다[3].

이러한 상황을 고려하여, 사용자의 데이터를 활용해 우울증을 조기에 진단하려는 다양한 연구가 진행되고 있다. 소셜미디어에 사용자가 직접 작성한 게시물을 분석하여 우울을 감지하는 연구[4,5,6]나, 유튜브 시청 기록을 기반으로

우울을 판별하는 연구 등이 대표적이다[8,9,10]. 이들 연구는 우울증 조기 진단에 기여하지만, 대부분 사용자가 작성한 텍스트나 명시적인 흔적을 중심으로 우울 여부를 파악하기 때문에, 사용자가 직접적인 글을 남기지 않는 경우에는 우울증을 감지하기 어려우며, 우울을 감지한 뒤에도 적절한 후속 조치가 충분하지 않다는 한계가 존재한다.

본 연구에서는 사용자가 시청하는 유튜브 영상의 메타데이터를 기반으로, 영상이 우울감을 유발할 가능성이 있는지 판단하는 모델을 개발한다. 그리고 이 모델을 활용하여 일정 기간 내 우울 유발 영상 시청 시간이 30분을 초과하면, 사용자의 우울 정도를 확인한 뒤 영상 시청을 제한하거나 우울감을 완화할 수 있는 활동을 권고하는 크롬 확장 프로그램을 제안한다. 이를 통해 사용자가 무의식적으로 우울감을 심화시키는 상황을 예방하고, 우울감 관리에 실질적인 도움을 줄 수 있다.

2. 관련 연구

2.1 소셜미디어 텍스트 분석을 통한 우울 감지

소셜미디어의 게시물을 통해 우울을 감지하는 연구가 활발히 이루어지고 있다. Shen et al.[4]은 우울증 조기 탐지를 위해 Twitter 사용자 데이터를 기반으로 한 다중 모달 학습 모델을 제안하였으며, Shen et al.[5]은 Twitter와 Weibo를 각각 소스 도메인과 타겟 도메인으로 설정하여, 도메인 간 특징 차이를 극복하고 우울증 감지 성능을 향상시키기 위한 딥러닝 기반 DNN-FATC 모델을 제안했다. Kokane et al.[6]은 NLP

* “본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 2025년도 SW중심대학사업의 결과로 수행되었음”(2023-0-00042)

Transformer 기반의 DistilBERT 모델[7]을 사용해서 Twitter, Reddit의 게시물이 우울증 관련 게시물인지 판단했다. 이러한 연구들은 사용자가 직접 작성한 게시물을 기반으로, 해당 게시물이 우울증 관련 게시물인지 판단하는 데 초점을 맞추고 있다. 그러므로 게시물을 작성한 사용자가 실시간으로 우울감을 느끼고 있는지는 알 수 없다는 한계가 존재한다.

2.2 YouTube 영상 분석을 통한 우울 감지

사용자의 YouTube 데이터를 이용한 우울 감지 연구 또한 활발히 진행되고 있다. Sharma & Dey[8]는 사용자의 YouTube 시청 영상의 자막과 댓글을 분석하여 우울을 감지하는 모델을 제안하였으며, Awesh et al.[9]은 YouTube 검색 키워드와 시청 이력을 기반으로 하는 우울 감지 모델을 제안하였다. Zhang et al.[10]은 Google 검색 및 YouTube 활동 기록의 의미적·시간적 상호작용을 통합한 프레임워크를 개발하였다. 이 연구들은 사용자의 게시물 작성 여부에 의존하는 기존 연구의 한계를 보완하였다. 그러나 이들 연구는 사용자의 우울 정도를 예측할 뿐, 실제 사용자의 감정 상태를 직접 확인하기 어렵다는 한계를 가진다.

본 연구는 사용자의 유튜브 시청 기록을 바탕으로 우울감을 판단하고, 우울 위험군으로 판단되면 다양한 우울 완화 활동들을 제안함으로써 지속적인 정서 관리가 가능한 시스템을 제안한다.

3. 데이터 수집 및 우울 영상 분류 모델 개발

Radloff[11]의 “CES-D” 설문을 바탕으로 우울감과 관련된 증상의 키워드 37개(예: 우울감, 외로움, 불면증)를 선정하고, 유튜브 API를 통해 제목에 해당 키워드가 포함된 영상 1,441개를 수집하였다. 수집된 영상을 직접 확인하여 670개는 우울 영상, 771개는 비우울 영상으로 분류했으며, 극복·자기 계발 등 긍정적 메시지가 중심인 경우는 비우울로 간주하였다. 두 평가자의 독립적 분류 결과, Cohen's Kappa 계수는 0.714로 높은 일치도를 보였다.

유튜브 영상의 제목과 설명을 활용하여 우울감을 감지하는 분류 모델을 구축하였으며, KoBERT¹와 KcELECTRA² 두 한국어 사전학습 언어모델의 성능을 비교하였다. 각 모델에 대해 학습률($1e-5$, $2e-5$, $5e-5$), 배치 크기(16, 32), 에폭 수(3, 5)를 조합한 그리드 서치와 5-Fold 교차 검증을 수행하였다.

그 결과, KoBERT는 학습률 $5e-5$, 배치 크기 32, 에폭 수 5 조합에서 평균 Validation Accuracy 0.9846으로 가장 우수한 성능을 보였고, 최종 시스템에 적용되었다. 반면 KcELECTRA는 학습률 $3e-5$, 배치 크기 32, 에폭 수 5 조합에서 평균 Validation Accuracy 0.9022를 기록했으나 KoBERT보다 낮아 KoBERT를 최종 분류 모델로 채택하였다.

4. 시스템 개발

본 연구에서는 사용자의 유튜브 시청 기록을 확인하여

솔루션을 제공하기 위해 크롬 확장 프로그램³을 개발하였다. 서버는 클라이언트로부터 사용자가 시청한 영상의 URL을 수신한 뒤, 유튜브 API를 통해 해당 영상의 제목을 추출한다.

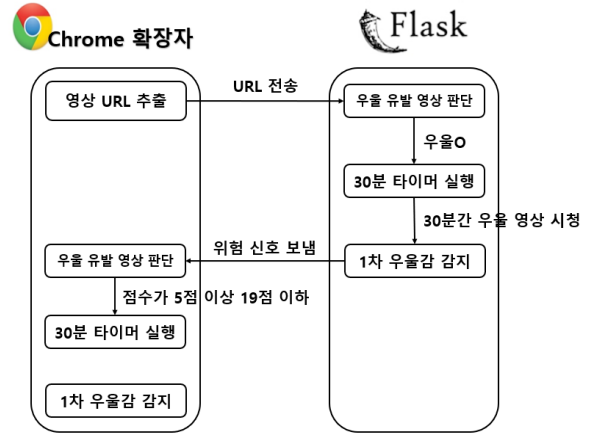


그림 1. 시스템 구조

이후, KoBERT 모델을 적용해 영상이 우울감을 유발할 가능성이 있는지를 판단하고, 사용자의 시청 기록을 모니터링한다. 사용자가 30분 이상 우울 영상을 시청하면, 서버는 클라이언트에게 알림을 전송하고, 클라이언트는 해당 사용자를 위험군으로 간주해 PHQ-9 설문지[12]를 제시한다. PHQ-9은 총 9문항, 0~27점 범위로 구성되며, 점수에 따라 0~4점은 우울감 없음, 5~9점은 경증, 10~19점은 중등도, 20점 이상은 중증 우울감으로 분류된다. 본 시스템은 5~19점 사용자를 주요 개입 대상으로 설정하며, 20점 이상은 외부 상담 기관 웹사이트로 연동해 전문 상담을 권유한다. 서버-클라이언트 간 상호작용 구조는 [그림 1]과 같다.

사용자의 우울감을 줄이기 위해, [그림2]의 왼쪽 사진에 붉은색 테두리로 표시된 YouTube 우측 상단에 “반추 인지 행동 설문”을 제시하였다. “반추”는 우울한 감정의 원인과 결과를 반복적으로 사고하는 심리적 과정으로, 우울감 심화의 주요 요인이다. 본 시스템은 서버로부터 사용자의 우울 영상 최초 시청 시각과 주요 키워드를 추출하여, 반추 인지 질문을 자동 생성한다. 예를 들어, “15:32부터 '가족', '그리움'에 관한 생각이 많으신 것 같아요.”와 같은 문장을 통해 사용자의 메타인지를 유도한다. 이는 사용자가 반추의 비효용성을 자각하게 하여 우울감 감소에 기여할 수 있다[13]. 또한, 일시적 몰입과 긍정적 감정 전환을 유도하여 우울 증상 완화에 기여하는 캐주얼 비디오 게임도 함께 제공한다[14].

우울감 심화를 방지하기 위해, 본 시스템은 YouTube 홈 화면의 추천 영상 목록을 분석하여, 그 중 우울 영상으로 분류된 콘텐츠를 웃음 유발 영상이나 명상 영상 등으로 대체한다. 대체 영상은 [그림2]의 오른쪽 사진에 표시된 붉은색 테두리 영역에 삽입된다. 또한 사용자가 우울 영상을 반복 시청하려 할 경우, 화면 상단에 다른 영상을 권유하는 팝업을 띄워 개입하며, 시도가 세 번 이상 반복되면 영상 위에 오버레이를 생성하여 재생을 차단하고 시청을 차단한다.

¹ <https://github.com/SKTBrian/KoBERT>

² <https://huggingface.co/beomi/KcELECTRA-base>

³ <https://www.youtube.com/watch?v=vmxbi7wjx9Y> (Demo)

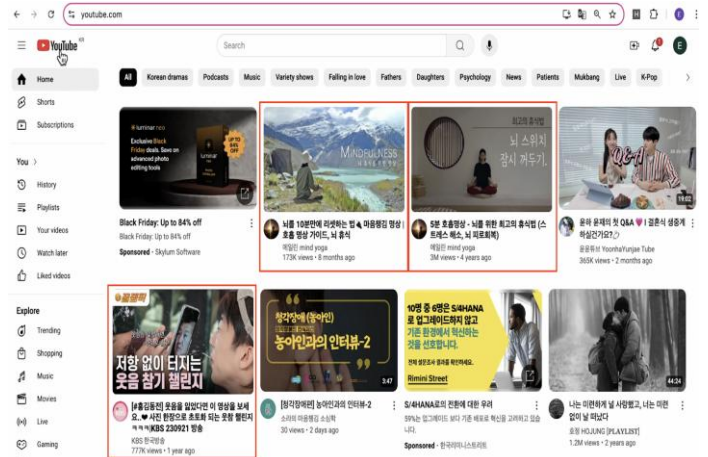
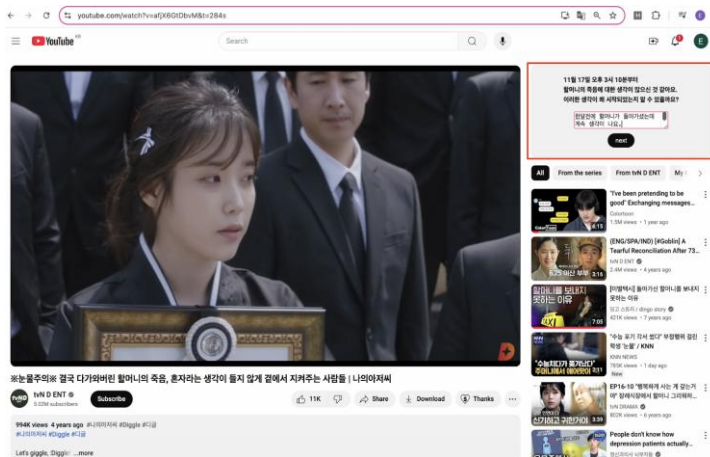


그림 2. 반추 인지 질문(왼쪽)과 추천 영상 대체 화면(오른쪽)

5. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 유튜브 영상을 이용해 해당 영상이 우울감을 줄 수 있는 영상인지 판단하는 모델을 제안하고, 이를 기반으로 사용자의 우울감을 관리할 수 있는 크롬 확장 프로그램을 개발하였다. 본 시스템은 사용자의 텍스트 작성 여부와 관계없이 우울을 감지하고, PHQ-9 설문을 통해 판단의 정확도를 높이며, 후속 조치까지 제공한다는 점에서 기존 연구들과 차이를 보인다. 사용자는 이 프로그램을 통해 본인도 인지하지 못했던 우울감을 확인할 수 있고, 더 나아가 이를 낮추는 활동도 진행할 수 있다. 향후 우울감뿐 아니라 폭력, 욕설, 혐오 발언 등 사용자에게 부정적 감정을 유발할 수 있는 다른 영역으로도 확장된다면 감정 상태 관리에 더욱 도움이 될 것으로 기대된다.

6. 참고문헌

- [1] 건강보험심사평가원, "우울증 진료 환자 통계", 2024.07, 2025.01, 지역별 정신질환_우울증 진료현황(2019~2023년)
- [2] Herrand and Constantindes. "Emotional Contagion: A Brief Overview and Future Directions", *Frontiers in Psychology*, Volume 12, July 2021
- [3] Marlynn Wei M.D. "AI Recommendation Algorithms Can Worsen Loneliness", *Psychology Today*, April 22, 2024
- [4] Shen et al. "Depression Detection via Harvesting Social Media: A Multimodal Dictionary Learning Solution", *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, vol. 2017ss, pp. 3838–3844, 2017.
- [5] Shen et al. "Cross-Domain Depression Detection via Harvesting Social Media", *Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, vol. 2018–July, pp. 1611–1617, 2018.
- [6] Kokane et al. "Predicting Mental illness (Depression) with the help of NLP Transformers", 2024 ICDSIS, 2022

- [7] Sanh et al. "DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter", *arXiv:1910.01108v4 [cs.CL]* 1–10, 2020.
- [8] Sharma & Dey. "Assessing Viewer's Mental Health by Detecting Depression in YouTube Videos", *AI for Social Good Workshop at NeurIPS (2019)*, Vancouver, Canada, arXiv:2008.07280, 2020.
- [9] Awesh et al. "Depression Detection by Social Media Analyzing (YouTube)", *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 08, no. 05, pp. 3284–3287, 2021.
- [10] Zhang et al. "Detecting Individuals with Depressive Disorder from Personal Google Search and YouTube History Logs", *Machine Learning in Public Health (MLPH) Workshop at NeurIPS 2020*, Vancouver, Canada, arXiv:2010.15670, 2020.
- [11] Radloff, L. S., "The CES-D Scale: A Self-Report Depression Scale for Research in the General Population", *Applied Psychological Measurement*, 1(3), pp. 385–401, 1977. DOI: 10.1177/014662167700100306.
- [12] Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. W. (2001). The PHQ-9: Validity of a Brief Depression Severity Measure. *Journal of General Internal Medicine*, 16(9), 606–613. DOI:10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x
- [13] Watkins et al. "Rumination-focused cognitive-behavioural therapy for residual depression: phase II randomised controlled trial", *The British Journal of Psychiatry*, 199, pp.317–322, 2011
- [14] Russoniello et al. "The Efficacy of Prescribed Casual Videogame Play in Reducing Clinical Depression: A Randomized Controlled Study", *Games for Health Journal*, November 2013