

정신건강 특성과 주로 시청하는 유튜브
동영상 특성 간의 관계 분석 :
20대를 중심으로

연세대학교 대학원
디지털애널리틱스 융합협동과정
최 고 은

정신건강 특성과 주로 시청하는 유튜브
동영상 특성 간의 관계 분석 :
20대를 중심으로

지도교수 이 상 엽

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2022년 12월 29일

연세대학교 대학원

디지털애널리틱스 융합협동과정

최 고 은

최고은의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 이 상 엽 인

심사위원 송 민 인

심사위원 임 일 인

연세대학교 대학원

2022년 12월 29일

감사의 글

먼저 대학원 생활에 큰 힘이 돼주신 이상엽 교수님께 감사드립니다. 그동안 학업적 그리고 정서적으로 많은 도움을 받았습니다. 항상 응원해주시고 성장할 수 있도록 기회 주셔서 감사합니다. 기꺼이 논문 부 심사위원이 되어주시고 제가 더 나은 방향으로 연구를 완성할 수 있게 도움 주신 임일 교수님과 송민 교수님께도 감사의 말씀을 올립니다.

대학원 생활을 하는 동안 많은 분들의 도움을 받았습니다. 그 자리에 그 시간에, 제 곁을 지켜준 모든 분들 고맙습니다. 늘 따뜻하고 사려 깊은 모습으로 함께해준 세연, 유쾌한 룸메이트 수민, 다정하고 또 다정한 민지, 논문 작성 과정에 아낌없는 응원을 보내준 구영, 늘 웃음 주는 범규, 매 순간 긍정의 힘을 일깨워주는 동재, 同苦同樂한 민엽, 젊게 사는 데 많은 도움 준 남희와 인진, 공모전부터 스터디까지 함께해준 연주, 한결같은 혁수, 대우관 별관 짝꿍 성진, 의대 연구실에서 찢찢매던 시절 버팀목이 되어줬던 지호와 진용, 엄마 반찬 훔쳐먹어도 용서해준 학민, 월요일 아침 달리기를 함께 해준 민준, 전 직장동료 현 친구 형준, 데이터 분석 입문을 도와줬던 인간 스택 오버플로우 정현, 댓글 분석 연구를 함께했던 하경, 늘 따뜻한 승혁, 고민재 재민, 대학 후배 효민, 똑똑한 현주, 멀티캠퍼스부터 대학원까지 함께했던 필규과 민주, 늘 밝은 지영, 유쾌한 강일과 지훈, 초중고 후배 현주, 연장자 동기 윤종 오빠와 준현 오빠, 본 논문의 초석이 된 프로젝트를 함께 진행해준 ICONS 연구팀 (편미란 님, 윤소희 님, 신혜진 님, 김영채 님), 졸업 후에도 저를 위해 따로 시간 내어주고 선형대수부터 통계까지 꼼꼼히 가르쳐줬던 경수 선배 그리고 학교생활 내내 버팀목이 되어준 중인 선배에게 감사의 마음을 전합니다.

매 순간 가족이 보내주는 아낌없는 애정 덕분에, 스스로 저라는 존재를 건디며 살아가고 있습니다. 늘 곁에서 저를 지켜주시는 부모님 그리고 우리 고이, 사랑하고 또 존경합니다.

차 례

그림 차례	iii
표 차례	iv
국문 요약	v
제1장 서론	1
제2장 연구 방법	6
2.1. 자료 수집 및 피험자 특성	6
2.2. 폭력 영상 탐지	15
2.3. 영상 정보 추출	20
2.4. 상관분석	20
2.5. 베타 회귀 분석	21
제3장 분석 결과	23
3.1. 연구 문제 1: 정신건강 특성에 따라 폭력적인 동영상을 시청하는 정도가 다른가?	23
3.2. 연구 문제 2: 정신건강 특성에 따라 시청하는 동영상의 명도와 채도가 다른가?	24
3.2.1. 시청 영상의 명도와 정신건강 사이 관계	24
3.2.2. 시청 영상의 채도와 정신건강 사이 관계	26
3.3. 연구 문제 3: 정신건강 특성에 따라 유튜브에서 주로 어떠한 카테고리의 동영상을 더 많이 시청하는가?	28
제4장 결론	32

4.1. 결론 요약	32
4.2. 연구 시사점 및 한계	33
참고 문헌	35
ABSTRACT	39

그림 차례

<그림 1> 연구 진행 방법	6
<그림 2> 연구참여자 정신건강 지표 분포 (히스토그램)	15
<그림 3> 격동적 이미지 데이터 예시	17
<그림 4> 모델 훈련용 데이터	18

표 차 례

<표 1> 자아존중감 측정 설문지 (RSS)	8
<표 2> 사회 불안 측정 설문지 (SPS)	9
<표 3> 사회비교 성향 측정 설문지 (INCOM)	10
<표 4> 우울 측정 설문지 (CES-D)	12
<표 5> 평소 스트레스 정도 측정 설문지 (PSS)	13
<표 6> 범불안장애 측정 설문지 (GAD-7)	14
<표 7> 영상 카테고리별 모델 성능 평가	19
<표 8> 영상의 폭력성과 정신건강 사이의 관계 (상관계수)	23
<표 9> 영상의 폭력성과 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)	24
<표 10> 영상의 명도와 정신건강 사이의 관계 (상관계수)	24
<표 11> 영상의 명도와 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)	25
<표 12> 영상의 채도와 정신건강 사이의 관계 (상관계수)	26
<표 13> 영상의 채도와 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)	27
<표 14> 영상 카테고리별 정신건강 사이의 관계 (상관계수)	28
<표 15> “News & Politics” 영상 카테고리별 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)	30
<표 16> “Entertainment & Comedy” 영상 카테고리별 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)	31

국 문 요 약

정신건강 특성과 주로 시청하는 유튜브 동영상 특성 간의 관계 분석 : 20대를 중심으로

본 논문은 딥러닝 알고리즘을 중심으로 영상의 유튜브 시청 기록 특성과 정신건강 간의 관계에 대해 분석하였다. 유튜브 시청 기록 특성으로는 폭력적 영상 시청 비율, 영상의 채도 및 명도 정보, 영상 카테고리 정보를 분석에 활용했다. 정신건강은 자아존중감(Self-Esteem), 사회불안(Social Phobia), 사회 비교 성향(Social Comparison Orientation), 우울(Depression), 평소 스트레스 정도(General Stress Level), 범불안장애 (Generalized Anxiety Disorder)라는 6가지 측면을 분석 대상으로 삼았다.

대한민국 20대 40명을 대상으로 2022년 6월 1일부터 2022년 8월 31일까지 유튜브 시청 기록을 수집하였다. 각 연구참여자가 시청한 유튜브 영상은 3초당 1프레임씩 이미지를 추출하는 방식으로 이미지화 되어 분석에 활용되었다. 영상 폭력성의 경우, RegNet 딥러닝 알고리즘을 기반으로 구축한 폭력탐지 모델을 통해 학습시켰다. 영상의 명도 정보와 채도 정보는 OpenCV를 이용하여 추출하였고, 영상 카테고리 정보는 유튜브 API를 활용하여 추출하였다. 정신건강은 설문조사를 진행하여 측정하였다.

피어슨 상관계수와 베타 회귀 분석을 진행한 결과는 다음과 같이 나타났다. 첫째, 연구 참여자가 시청한 영상의 폭력성이 높아질수록 사회 비교 성향이 증가하는 경향이 있다. 둘째, 시청 영상의 폭력성과 “Gaming” 카테고리 영상 시청은 양의 상관관계를, “Entertainment & Comedy”, “People & Blog” 카테고리 영상 시청은 음의 상관관계를 가진다. 셋째, 연구 참여자가 시청한 영상의 명도가 낮아질수록 사회불안이 증가하고 자아존중감이 감소하는 경향이 있다. 넷째, “News와 Politics” 카테고리 영상을 많

이 시청할수록 범불안장애와 우울이 증가하고 자아존중감이 감소하는 경향이 있다.
다섯째, “Entertainment & Comedy” 카테고리 영상을 많이 시청할수록 평소 스트레스
정도와 범불안장애가 감소하는 경향이 있다.

핵심되는 말 : 폭력성, 영상 명도·채도, 유튜브 동영상 카테고리, 정신건강

제1장 서론

방송통신위원회가 발표한 보고서 ‘2021 방송매체 이용 행태 조사’에 따르면, 현재 우리나라에서 가장 많이 이용되고 있는 온라인 동영상 서비스(OTT)는 유튜브다. 특히 20대의 경우, 온라인 동영상 서비스(OTT)를 이용하는 사람들의 89.3%가 유튜브를 이용하고 있다. (김윤화·정용찬, 2022) 시장조사 전문기업 엠브레인 트렌드모니터가 진행한 설문조사에 따르면, 사람들은 유튜브를 사용하는 이유로 첫 번째 ‘내가 원하는 시간에 볼 수 있어서’, 두 번째 ‘내가 필요할 때 필요한 정보를 찾을 수 있어서’를 꼽았다. (이동기, 2021) 이는 유튜브가 개개인의 필요와 욕구를 충족시켜주는 미디어로 기능하고 있다는 것을 의미한다. 따라서 유튜브는 미디어와 개인 특성과의 관계를 파악하는데 적합한 연구 대상이다.

선행연구에 따르면, 오늘날 우리나라의 20대 청년들은 경기 침체와 성장 정체로 비롯된 정서적 어려움을 경험하고 있다. 그들이 경험하는 고민과 방황의 유예기가 길어지면서 심리·사회적으로 경험하게 되는 스트레스나 무력감, 상대적 박탈감, 부정적 정서, 안녕감의 저해 역시 만연되고 있기 때문이다. 특히 4차 산업혁명이라는 급격한 환경 변화로 인해 감각 및 감수성이 예민해져 정서적 불안감을 경험하거나 직업적으로 자신감을 잃는 청년들이 늘어나고 있다. 위와 같은 부정적 감정을 제대로 대처하지 못하는 경우, 일부 청년들은 좌절을 견디지 못하고 자살을 생각하거나 시도하기도 한다. (양선미·박경, 2019) 주목해야 할 점은 미디어를 통해 전달되는 시각, 청각 등의 자극이 그들의 감정에 영향을 미칠 수 있다는 것이다. (윤주성, 2015) 따라서 한국 청년세대의 유튜브 콘텐츠 시청이 그들의 정신건강에 미치는 영향에 대해 살펴볼 필요가 있다.

본 논문에서 연구 대상으로 삼은 동영상의 첫 번째 특성은 폭력성이다. 유튜브 이용자들은 누구나 스스로 제작한 영상 콘텐츠를 자유롭게 공유할 수 있다. 따라서 현재 유튜브에는 무해한 콘텐츠뿐만 아니라 폭력적인 영상들도 공유되고 있다. 물론 유튜브 플랫폼도 자체적으로 부적절한 영상 콘텐츠를 검열하는 시스템을 구축하려 노력

하고 있지만, 현실적으로 플랫폼에 업로드되는 모든 콘텐츠를 감시한다는 것은 불가능에 가깝다. 이에 현재 유튜브는 이용자들의 적극적인 신고와 참여를 독려하는 등 유튜브 이용자들의 자정 노력에 기대어 폭력적 콘텐츠 공유 문제를 해결하고 있다. 이는 현재 여러 종류의 폭력적 콘텐츠에 유튜브 영상 시청자들이 노출되어 있음을 의미한다.

문제는 폭력적 콘텐츠가 개인의 정신건강에 부정적 영향을 미친다는 사실이다. 선행연구에 따르면, 실제로 사람은 수동적으로 폭력적 게임을 시청하기만 해도 ‘우울’, ‘혐오’와 같은 부정적 감정을 경험한다. (윤주성·방영주·노기영, 2014) 그리고 폭력적인 비디오 게임을 하는 경우, 사람에게서는 심장박동, 혈압, 피부 전도도, 에피네프린이나 노르에피네프린과 같은 스트레스 호르몬 증가 등의 생리적 반응이 나타난다. (Hasan, Laurent & Bushman, 2013) 따라서 폭력적인 유튜브 영상을 시청하는 것 역시 스트레스, 우울, 불안 등 사람의 정신건강과 유의미한 관계를 보이는지 확인해볼 필요가 있다.

연구에 활용될 동영상의 두 번째 특성은 명·채도 정보이다. 선행연구에 따르면, 색채를 활용하여 인간의 감성을 유도하고 조절하는 것이 가능하다. (석현정 외, 2010) 그러나 현재 유튜브 플랫폼을 통해 영상을 시청하는 사람들은 여러 색상정보를 가진 콘텐츠에 아무런 제한 없이 노출되고 있다. 따라서 본 연구에서는 영상의 색상정보 그중에서 명도, 채도를 중심으로 시청자의 정신건강과 어떤 관계를 보이는지 살펴보았다.

채도는 이미지의 선명도를 의미한다. 다시 말해, 채도가 낮을수록 이미지는 회색빛이 되고 채도가 높을수록 순색이 된다. 선행연구에 따르면, 실제로 건강한 사람들은 밝은색을 선호하는 반면 우울한 사람들은 어두운 회색빛의 색상을 선호한다. (Reece & Danforth, 2017) 명도는 이미지의 밝기를 의미한다. 일반적으로 영상의 온도감은 명도에 따라 달라지는데, 낮은 명도의 색은 높은 명도의 색보다 따뜻한 느낌을 준다. 따뜻한 색은 사람이 심리적으로 긴장을 풀고 여유를 갖는 데 도움을 주고 반대로 차가운 색은 긴장감을 유발하며 불안감이나 초조감을 유발한다. (崔銀華, 2001)

본 연구에서는 위에서 언급한 동영상의 특성과 20대 유튜브 이용자의 정신건강 사

이 어떤 관계가 존재하는지 살펴보고자 다음과 같은 연구 문제를 설정하였다.

연구 문제 1: 정신건강 특성에 따라 폭력적인 동영상을 시청하는 정도가 다른가?

연구 문제 2: 정신건강 특성에 따라 시청하는 동영상의 명도와 채도가 다른가?

연구 문제 3: 정신건강 특성에 따라 유튜브에서 주로 어떠한 카테고리의 동영상을 더 많이 시청하는가?

연구 문제 2와 관련하여 살펴볼 가설은 다음과 같다.

가설 1: 낮은 명도의 동영상을 높은 명도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 사회 불안 경향이 낮다.

가설 2: 낮은 명도의 동영상을 높은 명도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 범불안장애 경향이 낮다.

가설 3: 높은 채도의 동영상을 낮은 채도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 우울 경향이 낮다.

가설 1과 가설 2의 경우, 暖色(난색)은 사람이 긴장을 풀 수 있게 도와주고 여유를 가지게 하며 寒色(한색)은 사람에게 긴장감을 유발하고 불안감과 초조감을 준다는 선행연구를 바탕으로 도출한 가설이다. 해당 선행연구에 따르면 일반적으로 색은 명도가 낮을 때 명도가 높을 때보다 따듯하게 느껴진다. (崔銀華, 2001) 가설 3의 경우, 우울한 사람들은 회색빛의 이미지를 선호한다는 선행연구를 바탕으로 도출한 가설이다. 해당 선행연구에 따르면 일반적으로 색은 채도가 낮아질수록 회색빛을 띤다. (Reece & Danforth, 2017)

연구 문제 3과 관련하여 살펴볼 가설은 다음과 같다.

가설 4: “News & Politics” 카테고리 영상을 많이 시청한 사람들은 스트레스와 불안이 높다.

가설 5: “Entertainment & Comedy” 카테고리 영상을 많이 시청한 사람들은 불안이 낮다.

가설 4의 경우, 실제 뉴스를 지속적으로 확인하는 경향이 있는 사람들은 스트레스와 불안이 높다는 선행연구를 바탕으로 도출한 가설이다. (McLaughlin, Gotlieb & Mills, 2022) 또 다른 선행연구에 따르면 스트레스는 불안이나 우울 등 부정적 심리

상태나 다양한 정신질환의 원인과 촉발 요인이다. (김민영, 2019) 가설 5는 실제 코미디 영화를 시청한 환자들의 경우 수술을 받기 전에 느끼는 심리적 불안도가 낮다는 선행연구를 바탕으로 도출한 가설이다. 해당 연구에 따르면, 웃음과 유머를 치료 용도로 사용할 때 불안, 스트레스와 같은 심리적 문제에 긍정적인 영향을 미친다. (Hasan & Serdar, 2020)

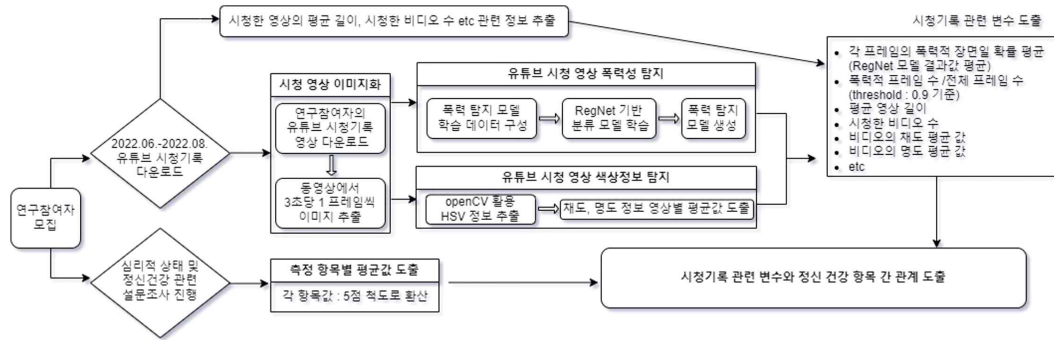
본 연구 결과는 첫째, 정신건강 관련 질병을 조기 진단하거나 모니터링하는 과정에 유튜브 시청 기록이 활용될 수 있다는 새로운 관점을 제시한다. 선행연구에 따르면, 영상매체의 영향력은 정도에 따른 차이가 있을 뿐 연령이나 성별 등을 초월하여 모든 수용자에게 영향을 미친다. (Albert, 1969) 따라서 본 연구 결과는 다른 연령층을 대상으로 진행되는 후행 연구에 참고 자료로 활용될 수 있으며, 이는 전 연령층을 대상으로 정신질환을 예측하거나 정신건강 악화 예방 방안을 수립하는 데 유튜브 시청 기록이 활용될 수 있다는 가능성을 제시한다. 둘째, 본 연구 결과는 유튜브 및 기타 OTT 서비스가 영상 추천시스템을 구현할 때, 이용자의 정신건강을 위해 콘텐츠의 특성을 고려해야 하는지 판단하는 데 도움을 준다. 예를 들어, 영상의 명도 등 색상정보와 시청자의 우울 성향 간 유의미한 관계가 발견된다면 발생할 수 있는 부정적 결과를 미연에 방지하기 위해 사회적 차원 혹은 플랫폼 제공자 차원에서 대책을 세우는 것이 필요하다.

그동안 행해진 유튜브 이용 관련 연구는 대부분 유튜브 중독 (이종만, 2019) 혹은 과사용 (정지혜·김근영, 2021; Jane, Tanya, Sedigheh & Tanousha, 2018)에 초점을 맞추고 있다. 그러나 본 연구는 기존 연구와 달리 유튜브에서 어떤 영상을 시청했는지를 직접 분석하여, 연구참여자가 시청한 영상의 특성이 개인의 정신건강과 어떠한 관계인지 살펴본다는 점에서 차이가 있다. 선행연구에 따르면, 영상 콘텐츠에 따라 시청자들은 정서적 변화를 보인다. (최영준·한예진·권혁의·양승지·이호정, 2022) 즉, 영상 콘텐츠를 중독적으로 시청하는 경우가 아닐지라도, 영상 콘텐츠는 시청자의 정신건강에 다방면으로 영향을 미칠 수 있다. 따라서 본 연구에서는 연구참여자가 유튜브 중독자인지 아닌지 구별하지 않고 모두 연구 대상으로 삼았다. 그리고 연구참여자가 시청한 영상을 직접 알고리즘을 통해 분석하여 콘텐츠의 특성을 분석하고, 이것과 시청

자의 정신건강이 어떤 관계를 가지는지 살펴보았다. 사회과학 분야에서 이용자의 정신건강과 뉴미디어 이용과의 관계를 분석하려는 시도는 꾸준히 있었다. (Koc & Gulyagci , 2013; Ryan & Xenos, 2011; Wilson , Fornasier & White, 2010) 그러나 해당 연구들은 주로 이용자가 뉴미디어 사용에 얼마나 적극적으로 임하는지 등 이용 행태에 초점을 맞춰 분석을 진행했다. 본 연구에서는 선행연구와 다르게, 유튜브 이용자가 소비하는 콘텐츠의 특성에 집중하여 정신건강과의 관계를 분석하려 시도했다. 이 과정에서 본 연구는 딥러닝 알고리즘을 활용하여 유튜브 콘텐츠의 내용을 파악했다.

기존의 유튜브 내용 분석 연구는 주로 휴먼 코더를 통해 콘텐츠 내용을 분석했다. (안순태·임유진·하시은, 2021; 주은신, 2020) 그러나 위와 같은 연구 방법은 코더 간 신뢰도 확보가 어려워 코딩 결과가 부정확할 수 있다는 근본적인 한계점을 가진다. 따라서 본 연구에서는 딥러닝 알고리즘을 사용하여 유튜브 콘텐츠의 특성을 분석하여 기존 연구의 한계점을 개선하려 노력하였다. 특히, 본 연구는 유튜브 콘텐츠의 특성 중 폭력성에 초점을 맞췄다는 점에서 의의가 있다. 폭력적 콘텐츠와 콘텐츠 소비자의 정신건강 사이 관계에 대한 기존 연구들은 주로 연구 대상으로 게임이나 영화를 선택해왔다. (윤주성·방영주·노기영, 2014; 이지훈, 2018) 이에 본 연구는 유튜브의 폭력적 콘텐츠가 시청자의 정신건강과 어떠한 관계를 맺는지 분석하여 문헌적 공백을 채우려 시도하였다.

제2장 연구 방법



<그림 1> 연구 진행 방법

본 연구는 <그림 1>과 같은 흐름으로 진행되었다. 연구참여자를 모집하여 정신건강을 측정하고 유튜브 시청 기록을 수집한 뒤, 수집한 영상들을 딥러닝 알고리즘을 활용해 분석했다. 학습 데이터를 구축해 폭력탐지 모델을 만들고 이를 활용하여 연구 참여자가 시청한 유튜브 영상을 폭력/비폭력으로 분류하고, 공개 소프트웨어 OpenCV를 활용해 영상의 색상정보를 추출했다. 그리고 위 정보와 연구참여자의 정신건강 간 관계를 살펴보았다.

2.1 자료 수집 및 피험자 특성

대한민국 소재 20대 유튜브 이용자 40명을 모집했다. 그리고 2022년 6월 1일부터 2022년 8월 31일까지 연구참여자의 유튜브 시청 기록을 수집하고, 그들의 정신건강을 측정했다. 설문조사는 2022년 9월 16일부터 11월 13일까지 진행되었다. 그들의 72.5%는 여성이고 27.5%는 남성이다. 연구참여자의 학력은 대학교 재학에서 대학원 졸업 사이이다. (대학교 재학 77.5%, 대학교 졸업 2.5%, 대학원 재학 17.5%, 대학원 졸업

2.5%) 연구참여자는 21세 1명, 22세 5명, 23세 7명, 24세 6명, 25세 8명, 26세 6명, 27세 2명, 28세 4명, 29세 1명으로 구성되어 있다.

연구참여자들은 3개월간 평균 1,476개의 영상을 감상했으며, 그들이 시청한 영상의 평균 길이는 1137.9초다. 3개월간 가장 영상을 적게 시청한 사람은 9개의 영상을, 영상을 가장 많이 시청한 사람은 7,756개의 영상을 시청했다. 본 연구에서는 숏폼(Short Form) 콘텐츠는 분석 대상에서 제외하였으므로, 영상 총 길이 및 평균 시청 영상 개수는 영상 총 길이가 1분을 넘지 않는 동영상은 제외한 나머지 영상을 대상으로 산출하였다.

연구참여자의 정신건강은 자아존중감(Self-Esteem), 사회 불안(Social Phobia), 사회 비교 성향(Social Comparison Orientation), 우울(Depression), 평소 스트레스 정도(General Stress Level), 범불안장애(Generalized Anxiety Disorder) 측면에서 측정되었다. 자아존중감(Self-Esteem)이란 자기 자신을 가치 있는 존재라고 믿는 것을 의미한다. 본 연구에서는 이를 측정하기 위해 10개 항목으로 구성된 Rosenberg의 척도 RSS(Rosenberg Self-Esteem Scale)를 활용했다. (Rosenberg, 1965) 사회 불안(Social Phobia)은 본인의 모습이 다른 사람으로부터 관찰되거나 목격될 때 느끼는 두려움과 불안을 말한다. 다시 말해, 타인 앞에서 쓰기, 일하기, 먹기, 화장실 가기 등 특정 행동을 수행할 때 사람이 느끼는 고통을 의미하며, 해당 내용은 본 연구에서 20개 항목으로 구성된 MattickR의 척도 SPS(Social Phobia Scale)를 통해 측정되었다. (Mattick. & Clarke., 1998) 사회비교 성향(Social Comparison Orientation)이란 다른 사람과 경험, 상황, 성과를 비교하는 경향을 말한다. (Buunk. & Gibbons., 2006) 본 연구에서는 이를 측정하기 위해 11개의 항목으로 구성된 Gibbons의 척도 INCOM(Iowa-Netherlands Comparison Orientation Measure)를 활용했다. (Gibbons. & Buunk., 1999) 우울(Depression)은 20개 항목으로 구성된 척도 CES-D를 활용해서 측정하였다. 해당 척도는 세계적으로 가장 널리 사용되고 있는 자기 보고형 우울증 간이 선별 검사 도구다. (신서연, 2011) 평소 스트레스 정도(General Stress Level)는 10개 항목으로 구성된 Cohen의 척도 PSS(Perceived Stress Scale)를 통해 측정되었

다. 이는 개인의 삶에서 벌어진 상황이 그 개인에게 얼마나 스트레스로 여겨지는지를 측정하기 위해 고안된 도구다. (Cohen, Kamarck & Mermelstein, 1983) 범불안장애 (Generalized Anxiety Disorder)는 7개의 항목으로 구성된 GAD-7 척도를 통해 측정되었다. GAD-7은 GAD 증상을 측정하는 목적으로 사용되는 자가 보고 척도이다. (Tiirikainen, Haravuori, Ranta, Kaltiala-Heino & Marttunen, 2019) GAD 증상이란 통제할 수 없는 과도한 불안이 6개월 이상 지속되는 상태를 말한다. (Starcevic, Portman & Beck, 2012)

<표 1> 자아존중감 측정 설문지 (RSS)

Q. 다음의 문항들에 대해서 귀하의 평소 생각과 어느 정도 관련이 있는지를 고려하여 가장 귀하의 행동을 잘 반영하는 답변을 골라주세요.					
		전혀 동의하지 않는다	동의하지 않는다	동의 한다	매우 동의한다
1	나는 내 자신에 대하여 대체로 만족한다.	①	②	③	④
2	나는 때때로 내가 좋지 않은 사람이라고 생각한다.	①	②	③	④
3	나는 좋은 성품을 가졌다고 생각한다.	①	②	③	④
4	나는 대부분의 다른 사람들처럼 일을 잘 할 수 있다.	①	②	③	④
5	나는 자랑할 것이 별로 없다.	①	②	③	④
6	가끔 내 자신이 쓸모없는 사람이라는 느낌이 든다.	①	②	③	④
7	내가 다른 사람들처럼 가치 있는 사람이라고 생각한다.	①	②	③	④
8	내 자신을 조금 더 존경할 수 있으면 좋겠다.	①	②	③	④
9	대체적으로 나는 실패한 사람이라는 느낌이 든다.	①	②	③	④
10	나는 내 자신에 대해 긍정적인 태도를 가지고 있다.	①	②	③	④

<표 2> 사회 불안 측정 설문지 (SPS)

Q. 제시된 문장들을 읽고, 각각의 문장에 대해서 귀하가 동의하는 정도에 선택해 주세요.						
		전혀 그렇지 않다	약간 그렇 다	웬만 큼 그렇 다	상당 히 그렇 다	매우 그렇 다
1	다른 사람들 앞에서 글을 써야 할 때면 불안해진다.	①	②	③	④	⑤
2	공중 화장실을 사용할 때 남의 이목을 의식하게 된다.	①	②	③	④	⑤
3	내 목소리와 내게 귀 기울이고 있는 다른 사람들이 갑자기 의식되곤 한다.	①	②	③	④	⑤
4	길을 가고 있을 때 사람들이 나를 주시하지 않을까 신경이 쓰인다.	①	②	③	④	⑤
5	다른 사람들과 함께 있을 때 얼굴이 붉어질까봐 두렵다.	①	②	③	④	⑤
6	다른 사람들이 이미 앉아있는 방에 들어갈 때는 남의 이목을 의식하게 된다.	①	②	③	④	⑤
7	다른 사람들이 쳐다보고 있을 때 떨게 되지 않을까 걱정된다.	①	②	③	④	⑤
8	버스나 기차에서 다른 사람들과 마주앉아야 할 경우 긴장되곤 한다.	①	②	③	④	⑤
9	다른 사람들에게 정신을 잃거나 병적인 모습을 보이지 않을까 공포스럽다.	①	②	③	④	⑤
10	여러 사람들 사이에 있으면 무언가를 마시는 것이 힘들다.	①	②	③	④	⑤

11	식당에서 낯선 사람들 앞에서 음식을 먹을 때면 남의 이목을 의식하게 된다.	①	②	③	④	⑤
12	사람들이 내 행동을 이상하게 생각할까봐 걱정된다.	①	②	③	④	⑤
13	식판을 들고 번잡한 식당을 가로질러 지나가려면 긴장되곤 한다.	①	②	③	④	⑤
14	다른 사람들 앞에서 자제력을 잃지 않을까 걱정된다.	①	②	③	④	⑤
15	다른 사람의 관심을 끄는 행동을 하게 될까봐 걱정된다.	①	②	③	④	⑤
16	엘리베이터에 있을 때, 다른 사람들이 나를 쳐다보지 않을까 긴장된다.	①	②	③	④	⑤
17	줄을 서 있을 때, 나만 유난히 눈에 띄는 것 같이 느껴진다.	①	②	③	④	⑤
18	다른 사람들 앞에서 말을 할 때면 긴장된다.	①	②	③	④	⑤
19	다른 사람들 앞에서 고개를 가로젓거나 끄덕거릴 것 같아 걱정된다.	①	②	③	④	⑤
20	사람들이 나를 쳐다보고 있다는 사실을 알게 되면 거부하고 긴장된다.	①	②	③	④	⑤

<표 3> 사회비교 성향 측정 설문지 (INCOM)

Q. 제시된 문장들을 읽고, 각각의 문장에 대해서 귀하가 동의하는 정도에 선택해 주세요.

		전혀 그렇지 않다	별로 그렇 지 않다	보통 이다	약간 그렇 다	항상 그렇 다
1	나는 내가 소중히 여기는 사람들(애인, 가족 등)과 다른 사람들의 행동을 비교한다.	①	②	③	④	⑤
2	나는 다른 사람들에 비해서 내가 무언가를 잘 하고 있는지 신경을 많이 쓴다.	①	②	③	④	⑤
3	내가 어떤 일을 잘했는지 알고자 할 때 다른 사람들이 한 것과 내가 한 것을 비교한다.	①	②	③	④	⑤
4	내가 얼마나 사교적인지에 대해 (사회적 기술, 인기도 등) 다른 사람들과 비교한다.	①	②	③	④	⑤
5	나는 다른 사람들과 나 자신을 비교하는 성향의 사람이 아니다.	①	②	③	④	⑤
6	나는 내가 인생에서 성취한 것과 다른 사람들이 성취한 것을 비교한다.	①	②	③	④	⑤
7	나는 다른 사람들과 서로의 의견이나 경험에 대해 이야기 나누기를 좋아한다.	①	②	③	④	⑤
8	나는 나와 비슷한 문제를 겪는 사람들이 어떤 생각을 가지고 있는지 의견을 알고자한다.	①	②	③	④	⑤
9	나는 다른 사람들이 나와 비슷한 입장이라면 어떻게 행동할 것인지 알고자 한다.	①	②	③	④	⑤

10	나는 무언가를 배우려고 할 때, 이에 대한 다른 사람들의 생각을 알고자 한다.	①	②	③	④	⑤
11	나는 결코 내가 처한 상황을 남들과 비교하지 않는다.	①	②	③	④	⑤

<표 4> 우울 측정 설문지 (CES-D)

Q. 제시된 문장들을 읽고 각각의 문장들에 대하여 최근 1주일 동안의 귀하의 생각, 느낌 그리고 행동을 잘 반영하는 정도를 선택해주세요.					
		거의 드물다 (1일 이하)	때때로 그렇다 (1-2일)	상당히 그렇다 (3-4일)	대부분 그렇다 (5-7일)
1	평소에는 성가시지 않았던 일이 성가시게 느껴졌다.	①	②	③	④
2	별로 먹고 싶지 않았다. 입맛이 없었다.	①	②	③	④
3	가족이나 친구가 도와주더라도 울적한 기분을 떨칠 수 없었다.	①	②	③	④
4	나도 다른 사람만큼 기분이 좋았다.	①	②	③	④
5	하고 있는 일에 마음을 집중하기가 어려웠다.	①	②	③	④
6	우울했다.	①	②	③	④
7	하는 일마다 힘들게 느꼈다.	①	②	③	④
8	미래에 대해 희망적으로 느꼈다.	①	②	③	④
9	내 인생은 실패작이라고 생각했다.	①	②	③	④
10	무서움을 느꼈다.	①	②	③	④
11	잠을 설쳤다.	①	②	③	④
12	행복했다.	①	②	③	④
13	평소보다 말을 적게 했다.	①	②	③	④
14	외로움을 느꼈다.	①	②	③	④
15	사람들이 불친절했다.	①	②	③	④
16	인생이 즐거웠다.	①	②	③	④
17	울음을 터뜨린 적이 있었다.	①	②	③	④

18	슬픔을 느꼈다.	①	②	③	④
19	사람들이 나를 싫어한다고 느꼈다.	①	②	③	④
20	일을 제대로 진척시킬 수 없었다.	①	②	③	④

<표 5> 평소 스트레스 정도 측정 설문지 (PSS)

Q. 제시된 질문들을 읽고, 각각의 질문에 대해서 최근 1개월 동안의 귀하의 느낌과 생각을 잘 반영하는 정도를 선택해주세요.

		전혀 그렇지 않다	별로 그렇지 않다	보통 이다	약간 그렇 다	항상 그렇 다
1	예상치 못했던 일 때문에 당황했던 적이 얼마나 있었습니까?	①	②	③	④	⑤
2	인생에서 중요한 일들을 조절할 수 없다는 느낌을 얼마나 경험했습니까?	①	②	③	④	⑤
3	신경이 예민해지고 스트레스를 받고 있다는 느낌을 얼마나 경험하였습니까?	①	②	③	④	⑤
4	당신의 개인적 문제들을 다루는데 있어서 얼마나 자주 자신감을 느끼셨습니까?	①	②	③	④	⑤
5	일상의 일들이 당신의 생각대로 진행되고 있다는 느낌을 얼마나 경험하였습니까?	①	②	③	④	⑤
6	당신이 꼭 해야 하는 일을 처리할 수 없다고 생각한 적이 얼마나 있었습니까?	①	②	③	④	⑤
7	일상생활의 짜증을 얼마나 자주 잘 다스릴 수 있었습니까?	①	②	③	④	⑤
8	최상의 컨디션이라고 얼마나 자주 느끼셨습니까?	①	②	③	④	⑤

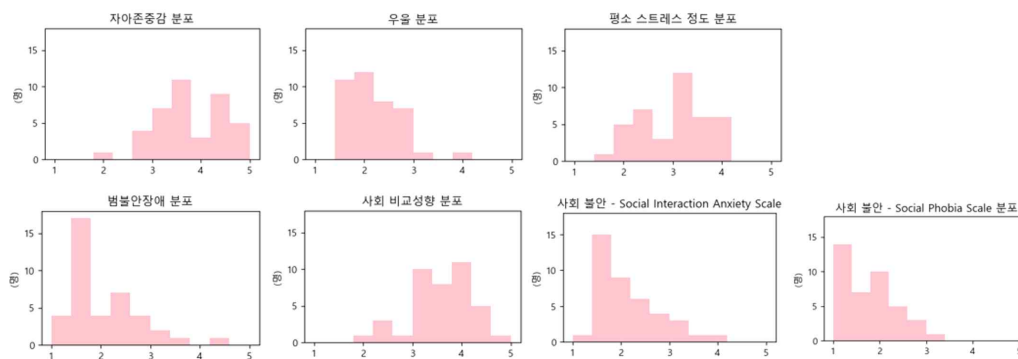
9	당신이 통제할 수 없는 일 때문에 화가 난 경험이 얼마나 있었습니까?	①	②	③	④	⑤
10	어려운 일들이 너무 많이 쌓여서 극복하지 못할 것 같은 느낌을 얼마나 자주 경험하였습니까?	①	②	③	④	⑤

<표 6> 범불안장애 측정 설문지 (GAD-7)

Q. 제시된 문장들을 읽고, 지난 2주 동안의 귀하의 생각, 느낌 그리고 행동을 잘 반영하는 정도를 선택해주세요.					
		전혀 방해받지 않았다	며칠 동안 방해 받았다	절반 넘게 방해 받았다	거의 매일 방해 받았다
1	초조하거나 불안하거나 조마조마하게 느낀다.	①	②	③	④
2	걱정하는 것을 멈추거나 조절할 수가 없다.	①	②	③	④
3	여러 가지 것들에 대해 걱정을 너무 많이 한다.	①	②	③	④
4	편하게 있기가 어렵다.	①	②	③	④
5	너무 안절부절해서 가만히 있기가 힘들다.	①	②	③	④
6	쉽게 짜증이 나거나 쉽게 성을 내게 된다.	①	②	③	④
7	마치 끔찍한 일이 생길 것처럼 두렵게 느껴진다.	①	②	③	④

본 연구에서는 각 척도에 따라 연구참여자의 정신건강을 구한 후, 항목 간 비교를 위해 이를 5점 척도로 환산하여 연구를 진행했다. 연구참여자의 자아존중감(Self-Esteem) 척도 평균값은 3.7625, 중위값은 3.6875이고, 사회 불안(Social Phobia)

척도 평균값은 1.74, 중위값은 1.7, 사회비교 성향(Social Comparison Orientation) 척도 평균값은 3.61 중위값은 3.68, 우울 (Depression) 척도 평균값은 2.16 중위값은 2.06, 평소 스트레스 정도 (General Stress Level) 척도 평균값은 2.98 중위값은 3.15, 범불안장애 (Generalized Anxiety Disorder) 척도 평균값은 2.07 중위값은 1.78이다. 즉, 연구참여자들은 대부분 자아존중감과 사회 비교성향이 높은 편이며 사회 불안이나 범불안장애를 가진 경우는 적었다.



<그림 2> 연구참여자 정신건강 지표 분포 (히스토그램)

2.2 폭력 영상 탐지

본 연구에서는 이미지 분류(Image Classification)를 통해 영상의 폭력성을 판단하였다. 먼저 각 연구참여자가 시청한 유튜브 영상을 크롤링하여 영상 파일로 내려받고, 3초당 1프레임을 추출하여 영상 데이터를 이미지 데이터로 변경하였다. 그리고 이미지 분류(Image Classification) 분야에서 최근 좋은 성능을 보이는 RegNet 모델을 폭력탐지 목적으로 학습시켜 최종적으로 연구에 활용될 모델을 구축하였다. RegNet이란 Facebook AI Research (FAIR)팀이 2020년 개발한 기술이다. 기존 이미지 분류 모델들이 개별적인 네트워크 인스턴스 설계에 집중했던 것과 달리, RegNet은 네트워크의

모집단을 매개 변수화한 “네트워크 디자인 공간”이라는 개념에 집중한다. 다시 말해 기존 이미지 분류 모델은 특정 세팅 아래 가장 좋은 성능을 보이는 하나의 모델을 찾는 것을 목적으로 하지만, RegNet은 모델 모집단의 행동을 연구해 다양한 네트워크 세팅에 적용할 수 있는 일반적인 설계원칙을 찾는다. RegNet은 ResNet 혹은 ResNexT과 비교했을 때 에러를 적게 발생시키는 것은 물론, 기존 SOTA 모델이었던 구글의 EfficientNet과 비교했을 때도 에러를 적게 발생시킨다. RegNet은 작동 속도 또한 EfficientNet보다 GPU에서 5배 빠르다. (Radosavovic, Kosaraju, Girshick, He. & Dollar, 2020)







먼저 폭력 이미지 데이터와 비폭력 이미지 데이터를 활용해 모델학습용 데이터 세트를 구성하였다. 이때 활용된 모델학습용 데이터 세트는 NUS-WIDE dataset (Tat-Seng Chua et al., 2009), XD-Violence Dataset (PengWu et al., 2020), Kaggle의 Video Fight Detection Dataset, Kaggle의 Real Life Violence Situations Dataset, Google의 open images dataset를 기반으로 한다. 데이터 세트에서 데이터를 영상으로 제공하고 있는 경우, 해당 영상에서 3초당 1프레임씩 장면을 추출하여 데이터를 이미지로 변경하였다. 그리고 이미지로 변경된 데이터 중 폭력 장면 5,400장과 비폭력 장면 5,400장을 선별하여 이를 학습 데이터로 사용하였다. 영상 데이터로부터 추출한 이미지 데이터를 모두 학습 데이터로 사용하지 않고, 데이터를 선별하여 학습에 활용한 이유는 다음과 같다. 첫 번째, 폭력 영상 데이터를 이미지화하면 폭력 동작과 폭력 등장 사이에 존재하는 비폭력 동작에서도 이미지 데이터가 추출된다. 따라서 비폭력 이미지를 폭력 데이터에서 제거할 필요가 있다. 두 번째, 동영상으로 연속해서 보면 폭력적 장면에 해당하는 장면이더라도 단순히 이미지만으로 폭력적 장면이라고 판단하기 어려운 경우, 폭력 이미지 데이터 세트에서 제거할 필요가 있다. 셋째, 격동적 움직임을 담고 있는 이미지의 경우 어떤 장면인지 판단하기 어렵기 때문에 학습용 데이터 세트에서 제거할 필요가 있다.



<그림 3> 격동적 이미지 데이터 예시

모델 학습 과정에서 train data로는 폭력 데이터 4,800장, 비폭력 데이터 4,800장이 쓰였고, validation data로는 폭력 데이터 600장, 비폭력 데이터 600장이 사용되었다. 폭력 데이터는 총 쏘기, 폭발, 자동차 사고, 싸움, 폭동, 학대 장면으로 구성되었으며 그 외의 장면은 비폭력 데이터로 분류했다. 해당 장면의 출처로 쓰인 영상은 스포츠, 게임, 음악, 뉴스, CCTV, 영화, 만화, 블랙박스 영상 등으로 다양하게 구성되어 있다.

총 쏘기	
폭발	
자동차 사고	

싸움	 
폭동	 
비폭력 장면	 

<그림 4> 모델 훈련용 데이터

학습 결과, 모델은 accuracy 기준 train data에 대해 0.8702, validation data에 대해 0.8767의 성능을 보였다. 모델은 이미지를 입력받아 결과로 해당 이미지가 폭력 장면일 가능성을 의미하는 숫자를 출력한다. 이때 출력되는 숫자는 0과 1사이의 값을 가지며, 값이 0에 가까울수록 해당 이미지가 비폭력 장면일 확률이 증가하고, 값이 1에 가까울수록 폭력 장면일 확률이 증가한다. 해당 모델을 활용하여 폭력과 비폭력 이미지를 구분할 때 사용되는 threshold는 0.9로 설정했다. 단일 이미지만으로 폭력과 비폭력을 구분하는 것이 어렵기 때문에 기준 threshold를 낮게 설정할 경우, 격동적 행위를 폭력으로 분류하는 등의 오류가 빈번하게 발생하게 된다. 따라서 threshold는 0.9로 비교적 높게 설정하여 결과의 정확성을 높였다. 실제 유튜브 영상을 대상으로 100개의 샘플을 추출해 두 명의 코더가 모델의 성능을 평가한 결과, 85%의 정확도로 폭력 장면과 비폭력 장면을 구분하였다. 본 폭력탐지 모델은 영상 카테고리별로 다음과 같

은 성능을 보였다.

<표 7> 영상 카테고리별 모델 성능 평가

영상 카테고리	폭력탐지 성공	폭력탐지 실패	비폭력탐지 성공	비폭력탐지 실패
Film & Animation	1	4	4	1
Howto & Style	4	1	5	0
Science & Technology	5	0	4	1
Gaming	4	1	5	0
News & Politics	4	1	5	0
Sports	3	2	5	0
Entertainment & Comedy	4	1	4	1
Travel & Events	5	0	5	0
Autos & Vehicles	5	0	5	0
Music	3	2	5	0

본 연구에서는 해당 모델을 활용해 영상의 폭력성을 판단하는 변수 두 가지를 도출하였다. 첫 번째 변수는 영상을 구성하고 있는 연구 대상 프레임을 모두 모델에 입력하여 결과의 평균값을 구한 것이다. 두 번째 변수는 연구 대상 프레임을 대상으로 threshold 0.9를 기준으로 모델 분석 결과를 폭력/비폭력으로 구분한 뒤, “폭력적 장면 수/전체 장면 수” 비율을 구하였다. 연구 대상 기간에 시청된 모든 영상에 대해 두 변수가 도출되었고, 연구참여자별로 시청한 영상에 해당하는 각 변수의 값을 모아 평균을 구해 최종적으로 분석에 활용했다.

2.3 영상 정보 추출

OpenCV는 누구나 자유롭게 사용할 수 있는 공개 소프트웨어로 컴퓨터 비전 연구에 다양하게 활용된다. OpenCV의 대표 라이브러리인 CV는 영상의 특징을 추출하거나 물체 추적과 같은 움직임 분석 용도로 사용된다. (심승섭, 2016) 본 연구에서는 연구 대상 프레임의 명도 및 채도 정보를 추출하는데 OpenCV의 CV 라이브러리를 활용했다. 프레임의 각 픽셀을 대상으로 색상정보인 HSV 값을 추출한 뒤, 모든 픽셀 정보 값의 평균을 해당 프레임 특성 정보로 정의하였다. 그리고 영상을 구성하는 모든 프레임의 특성 정보를 영상별로 모아 평균 채도, 명도 수치를 도출했다. 최종적으로 연구참여자별로 연구 대상 기간에 시청한 모든 영상의 명도, 채도 값의 평균을 구하여 분석에 활용했다.

유튜브 동영상 카테고리는 유튜브에 영상을 올리는 사람이 직접 지정하는 방식으로 입력되고 있으며, 해당 정보는 YouTube API를 통해 확인할 수 있다. 본 연구에서는 시청한 전체 동영상 수 대비 해당 카테고리에 해당하는 영상 수 비율을 구해 이를 변수로 사용하였다. 실제 데이터를 살펴본 결과, Entertainment 카테고리과 Comedy 카테고리는 구분이 모호해 유튜브의 카테고리 분류를 따르지 않고 “Entertainment & Comedy”라는 하나의 카테고리로 재분류하여 분석을 진행하였다.

2.4 상관분석

상관분석은 두 변수의 관계 파악을 위해 사용되는 통계학의 분석 방법이다. 상관분석은 두 변수가 어떠한 관계인지 나타내는 지표인 상관계수를 구하는 방식으로 이루어진다. 상관계수의 값은 -1과 +1 사이에 존재하며, 해당 값이 양수일 때는 독립변수가 증가할 때 종속변수가 증가함을 나타내는 것으로 양의 상관계수, 해당 값이 음수일 때는 독립변수가 증가할 때 종속변수가 감소함을 나타내는 것으로 음의 상관계수라고 부른다. (이한송, 2020) 본 연구에서는 피어슨 상관계수를 활용해 상관분석을 진

행했다. 피어슨 상관계수는 값에 따라 다음과 같은 의미가 있다. 피어슨 상관계수가 0 일 때, 두 변수는 선형관계가 없고 독립변수가 변화한다고 해서 종속변수는 변화하는 것이 아니다. 피어슨 상관계수가 양의 값을 가지면 독립변수와 종속변수는 같은 방향으로 변화하고, 음의 값을 가지면 두 변수는 반대 방향으로 변화한다. (이동호 외, 2021) 보통 피어슨 상관계수의 절대값이 0.8 이상이면 강한 상관관계, 0.4보다 크고 0.8보다 작은 수치면 중간 정도의 상관관계, 0.4 이하면 약한 상관관계를 갖는 것으로 해석한다. (Park, 2001)

2.5 베타 회귀 분석

회귀 분석은 독립변수와 종속변수 사이 관계를 분석하는 통계적 기법이다. 독립변수는 원인을, 종속변수는 독립변수 변화에 따른 결과를 의미한다. 독립변수와 종속변수 사이 관계를 반영하는 식을 회귀모형이라고 한다. (이한송, 2020) 본 연구에서는 베타 회귀모형을 사용하여 분석을 진행했다. 이는 종속변수가 베타 분포를 따른다는 가정을 바탕으로 하는 회귀모형이다. 베타 회귀모형은 최댓값과 최솟값이 정해진 자료를 분석할 때 사용된다. 다시 말해, 베타 분포란 0과 1 사이의 연속적인 값을 갖는 변수를 설명하는 분포이며, 모수를 통해 분포의 모양을 다양하게 얻을 수 있다. (조은영·안형진, 2018) 베타 회귀모형은 로짓, 프로빗 등 연결함수와 베타분포의 재모수화를 이용하여 최대가능도 회귀모형을 유도한 것이다. (한봉규·윤우섭·김재오, 2020)

베타 회귀 분석은 정신건강을 나타내는 각 항목(자아존중감, 사회 불안, 사회 비교 성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애)을 독립변수로, 성별과 연령을 통제변수로 설정하여 진행했다. 본 연구는 연구참여자는 40명이기 때문에, 표본의 크기가 작다는 특성이 있다. 따라서 모든 정신건강 특성을 한 모형에 포함해 분석하지 않고, 한번에 한 변수만 포함해서 성별과 연령이 종속변수에 미치는 영향을 통제된 뒤 해당 정신건강 특성이 종속변수와 어떤 관계를 맺는지 파악했다. 이때 사용된 회귀식은 다음과 같다.

$$\text{종속변수} = b_0 + \text{성별}b_1 + \text{연령}b_2 + \text{정신건강특성변수}b_3$$

제3장 분석 결과

3.1 연구 문제 1: 정신건강 특성에 따라 폭력적인 동영상을 시청하는 정도가 다른가?

<표 8> 영상의 폭력성과 정신건강 사이의 관계 (상관계수)

정신건강 폭력성 판단기준	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	평소 스트레스 정도	우울	범불안장애
모델 output 수치 기준	-0.15	-0.047	0.22	0.092	0.15	0.048
Threshold 90 기준	-0.1	-0.012	0.13	0.097	0.19	0.073

연구참여자의 정신건강과 연구 대상 기간에 시청한 영상의 폭력성 정도 사이의 관계는 다음과 같다. 피어슨 상관계수를 기준으로 살펴보았을 때, 사회 비교 성향, 우울과 영상의 폭력성이 약한 양의 상관관계를 보였다. 반면 자아존중감의 경우 약한 음의 상관관계를 보였다. 베타 회귀 분석을 기준으로 p-value가 0.1 이하인 유의미한 상관관계를 살펴보았을 때, 시청 영상의 폭력성은 평소 스트레스 정도와 사회 비교 성향과 양의 상관관계를 나타냈다. 베타 회귀 분석은 모델 output 수치를 기준으로 도출한 연구참여자 시청 기록의 폭력성 수준을 종속변수로, 성별과 연령을 통제변수로, 정신건강을 나타내는 각 항목(자아존중감, 사회 불안, 사회 비교 성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애)을 각각 독립변수로 설정하여 6번 진행했다. 이때 사용된 회귀식은 다음과 같다.

$$\text{시청 기록의 폭력성수준} = b_0 + \text{성별}b_1 + \text{연령}b_2 + \text{정신건강특성변수}b_3$$

<표 9> 영상의 폭력성과 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)

변수	정신건강 측정항목					
	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	우울	평소 스트레스 정도	범불안장애
성별	-0.333	-0.339**	-0.363**	-0.373**	-0.407**	-0.350**
연령	-0.007	-0.005	0.004	-0.019	-0.013	-0.007
정신 건강	-0.059 (p= .402)	0.004 (p= .972)	0.169*	0.167 (p=.107)	0.124†	0.049 (p= .475)
상수	-0.066	-0.350	-1.142	-0.358	-0.467	-0.377

a 성별의 값이 1은 여성을 0은 남성을 의미

주: N = 40, † p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01

3.2 연구 문제 2: 정신건강 특성에 따라 시청하는 동영상의 명도와 채도가 다른가?

3.2.1 시청 영상의 명도와 정신건강 사이 관계

<표 10> 영상의 명도와 정신건강 사이의 관계 (상관계수)

정신건강 영상 색상정보	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	평소 스트레스 정도	우울	범불안장애
명도	0.23	-0.16	0.014	-0.21	-0.22	-0.12

피어슨 상관계수를 기준으로 살펴보았을 때, 연구참여자가 시청한 영상의 명도 정보와 자아존중감은 약한 양의 상관관계를 보이고, 우울, 평소 스트레스 정도, 사회 불안, 범불안장애는 약한 음의 상관관계를 보였다. 베타 회귀 분석을 기준으로 p-value 가 0.1 이하인 유의미한 상관관계를 살펴보았을 때, 시청 영상의 명도는 평소 스트레스 정도와 우울, 사회 불안과 음의 상관관계를 자아존중감과 양의 관계를 나타낸다. 베타 회귀 분석은 영상의 명도를 종속변수로, 성별과 연령을 통제변수로, 정신건강을

나타내는 각 항목(자아존중감, 사회 불안, 사회 비교 성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애)을 각각 독립변수로 설정하여 6번 진행했다. 분석을 위해 사용된 회귀식은 다음과 같다.

$$\text{영상의명도정보} = b_0 + \text{성별}b_1 + \text{연령}b_2 + \text{정신건강특성변수}b_3$$

이때 영상의 명도 정보는 원 명도 정보 값을 최댓값으로 나눠 0과 1 사이로 변환하여 분석하였다.

<표 11> 영상의 명도와 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)

변수	정신건강 측정항목					
	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	우울	평소 스트레스 정도	범불안장애
성별	0.313	0.204	0.164	0.229	0.279	0.205
연령	-0.051	-0.066	-0.063	-0.038	-0.050	-0.057
정신 건강	0.209†	-0.279†	0.006	-0.285†	-0.228†	-0.137
상수	2.058	3.643**	3.085*	3.082**	3.410**	3.215**

a 성별의 값이 1은 여성을 0은 남성을 의미

주: N = 40, † p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01

연구 문제2와 관련하여 검증해볼 첫 번째 가설은 “낮은 명도의 동영상을 높은 명도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 사회 불안 경향이 낮다”이다. 명도와 사회 불안 사이 피어슨 상관계수를 살펴보면, 그 수치는 - 0.16으로 두 변수 사이에는 음의 상관관계가 존재한다고 분석되었다. 베타 회귀 분석 결과를 살펴보면, 사회 불안의 회귀계수는 - 0.279로 가설에서 제시한 방향과 일치하는 것으로 나타났고 p-value 역시 0.1 이하로 유의하게 나타났다. 따라서 첫 번째 가설은 지지되었다.

연구 문제2와 관련하여 검증해볼 두 번째 가설은 “낮은 명도의 동영상을 높은 명도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 범불안장애 경향이 낮다”이다. 명도와 범불안장애 사이 피어슨 상관계수를 살펴보면, 그 수치는 - 0.12로 두 변수 사이에는 음의 상관관

계가 존재한다고 분석되었다. 베타 회귀 분석 결과를 살펴보았을 때, p-value가 0.1 이하가 아니므로 해당 분석은 통계적으로 유의하지 않았지만 방향성 면에서는 회귀계수 -0.137로 가설에서 제시한 방향과 일치하는 것으로 분석됐다. 따라서 두 번째 가설 역시 지지되었다. 본 연구 결과는 주로 낮은 명도를 보이는 파듯한 색이 사람에게 여유를 가지게 하는 등 심리적으로 긍정적 영향을 준다는 선행연구의 결과를 따른다. (崔銀華, 2001) 실제 정신건강의 긍정적 요소인 자아존중감과 명도는 양의 상관관계를 가지고, 우울, 평소 스트레스 정도, 사회 불안과 같은 정신건강의 부정적 요소와는 상관계수와 회귀 분석 결과에서 모두 음의 상관관계를 보인다.

3.2.2 시청 영상의 채도와 정신건강 사이 관계

<표 12> 영상의 채도와 정신건강 사이의 관계 (상관계수)

정신건강 영상 색상정보	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	평소 스트레스 정도	우울	범불안장애
채도	-0.26	0.2	-0.11	0.091	0.076	0.15

피어슨 상관계수를 기준으로 살펴보았을 때, 연구참여자가 시청한 영상의 채도 정보와 자아존중감은 약한 음의 상관관계를 보이고, 사회 불안, 범불안장애는 약한 양의 상관관계를 보였다. 베타 회귀 분석을 기준으로 p-value가 0.1 이하인 유의미한 상관관계를 살펴보았을 때, 시청 영상의 채도는 평소 스트레스 정도와 사회 불안과 양의 상관관계를 자아존중감과 음의 관계를 나타낸다. 베타 회귀 분석은 영상의 채도를 종속변수로, 성별과 연령을 통제변수로, 정신건강을 나타내는 각 항목(자아존중감, 사회 불안, 사회 비교 성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애)을 각각 독립변수로 설정하여 6번 진행했다. 이때 사용된 회귀식은 다음과 같다.

$$\text{영상의채도정보} = b_0 + \text{성별}b_1 + \text{연령}b_2 + \text{정신건강특성변수}b_3$$

이때 영상의 채도 정보는 원 채도 정보 값을 최댓값으로 나눠 0과 1 사이로 변환하여 분석하였다.

<표 13> 영상의 채도와 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)

변수	정신건강 측정항목					
	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	우울	평소 스트레스 정도	범불안장애
성별	-0.457	-0.495*	-0.493†	-0.509†	-0.579*	-0.475*
연령	-0.006	0.006	0.008	-0.002	0.001	-0.007
정신 건강	-0.250*	0.379†	-0.089	0.152	0.174†	0.231
상수	2.641**	0.767	1.707	1.298	1.087	1.256

a 성별의 값이 1은 여성을 0은 남성을 의미

주: N = 40, † p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01

연구 문제2와 관련하여 검증해볼 세 번째 가설은 “높은 채도의 동영상을 낮은 채도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 우울 경향이 낮다”이다. 채도와 우울 사이 피어슨 상관계수를 살펴보면, 그 수치는 0.076으로 상관관계가 존재한다고 볼 수 없다. 베타 회귀 분석 결과를 살펴보면, p-value가 0.1 이하가 아니므로 분석이 통계적으로 유의하지 않으며 방향성 면에서도 회귀계수 -0.137로 가설에서 제시한 방향과 일치하지 않는다. 본 연구 결과는 채도가 낮아질수록 이미지는 회색빛을 보이는데 건강한 사람들은 밝은색을 선호하는 반면 우울한 사람들은 어두운 회색빛의 색상을 선호한다는 선행연구의 내용을 따르지 않는다. (Reece, AndrewG & ChristopherDanforth, 2017)

3.3 연구 문제 3: 정신건강 특성에 따라 유튜브에서 주로 어떠한 카테고리의 동영상을 더 많이 시청하는가?

피어슨 상관계수를 기준으로 살펴보았을 때, 자아존중감과 동영상 카테고리 “Entertainment & Comedy”, “Education”은 약한 양의 상관관계를 보였고, “Sports”, “Autos & Vehicles”, “News & Politics”, “Pets & Animals”는 약한 음의 상관관계를 보였다. 사회 불안과 동영상 카테고리 “카테고리 기타”, “Nonprofits & Activism”, “People & Blogs”, “News & Politics”, “Gaming”은 약한 양의 상관관계를 보였고, “Education”, “Howto & Style”, “Autos & Vehicles”은 약한 음의 상관관계를 보였다. 사회비교 성향과 동영상 카테고리 “Nonprofits & Activism”, “Pets & Animals”, “Music”, “Travel & Events”, “Film & Animation”, “Gaming”은 약한 양의 상관관계를 보였고, “Sports”, “Science & Technology”, “Education”은 약한 음의 상관관계를 보였다. 우울과 동영상 카테고리 “Pets & Animals”, “News & Politics”는 중간 정도의 양의 상관관계를 보였고 “Nonprofits & Activism”, “Education”은 약한 양의 상관관계를 보였으며 “Music”은 약한 음의 상관관계를 보였다. 평소 스트레스 정도와 동영상 카테고리 “People & Blogs”, “Film & Animation”, “Pets & Animals”, “News & Politics”, “Nonprofits & Activism”, “Travel & Events”는 약한 양의 상관관계를 보였고, “Sports”, “Entertainment & Comedy”, “Science & Technology”는 약한 음의 상관관계를 보였다. 범불안장애와 동영상 카테고리 “News & Politics”, “Pets & Animals”는 중간 정도의 양의 상관관계를 보였고 “People & Blogs”는 약한 양의 상관관계를 보였으며 “Music”, “Entertainment & Comedy”, “Science & Technology”는 약한 음의 상관관계를 보였다.

<표 14> 영상 카테고리 and 정신건강 사이의 관계 (상관계수)

정신건강 영상 카테고리	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	평소 스트레스 정도	우울	범불안장애
Travel & Events	-0.029	-0.046	0.15	0.12	0.045	-0.05
Entertainment & Comedy	0.18	-0.085	-0.082	-0.13	-0.098	-0.19
People & Blogs	-0.031	0.18	-0.058	0.26	0.028	0.17
Sports	-0.24	-0.02	-0.31	-0.28	-0.038	0.025
Science & Technology	-0.072	0.054	-0.2	-0.1	-0.086	-0.14
Music	0.062	-0.089	0.17	-0.069	-0.12	-0.3
Gaming	-0.01	0.11	0.11	0.0002	-0.071	0.088
Pets & Animals	-0.12	0.03	0.21	0.24	0.46	0.45
Howto & Style	0.07	-0.14	-0.035	-0.013	-0.034	-0.037
Trailers	-0.095	-0.0015	-0.041	0.032	0.014	-0.073
Autos & Vehicles	-0.23	-0.1	-0.033	0.074	-0.0017	-0.094
News & Politics	-0.21	0.11	0.058	0.24	0.43	0.54
Film & Animation	-0.0018	-0.079	0.12	0.24	0.054	-0.056
Education	0.18	-0.15	-0.15	0.096	0.11	0.035
Nonprofits & Activism	0.015	0.23	0.27	0.2	0.15	-0.052
카테고리 기타	-0.012	0.3	-0.068	-0.077	0.027	-0.058

연구 문제3과 관련하여 검증해볼 첫 번째 가설은 “News & Politics” 카테고리 영상을 많이 시청한 사람들은 스트레스와 불안이 높다’이다. 먼저 평소 스트레스 정도와 “News & Politics” 카테고리 사이 피어슨 상관계수를 살펴보면, 그 수치는 0.24로 두 변수 사이에는 약한 양의 상관관계가 존재한다. 범불안장애와 “News & Politics” 카테고리 사이에도 피어슨 상관계수가 0.54로 나타나 중간 정도의 양의 상관관계가 존재한다고 분석되었고, 사회 불안과 “News & Politics” 카테고리 사이 피어슨 상관계수 역시 0.11로 약한 양의 상관관계가 발견되었다. 베타 회귀 분석 결과를 살펴봐도, 범불안장애의 회귀계수는 0.545로 가설에서 제시한 방향과 일치하는 것으로 나타났다 p-value 역시 0.05 이하로 유의하게 나타났다. 평소 스트레스 정도의 회귀계수는 p-value가 0.1 이하가 아니므로 분석이 통계적으로 유의하지 않지만, 0.140으로 가설에서 제시한 방향과 일치하는 것으로 나타났다. 따라서 본 가설은 지지되었다. 베타

회귀 분석은 카테고리 “News & Politics”를 종속변수로, 성별과 연령을 통제변수로, 정신건강을 나타내는 각 항목(자아존중감, 사회 불안, 사회 비교 성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애)을 각각 독립변수로 설정하여 6번 진행했다. 이때 사용된 회귀식은 다음과 같다.

$$\text{카테고리 } News \& Politics = b_0 + \text{성별}b_1 + \text{연령}b_2 + \text{정신건강특성변수}b_3$$

<표 15> “News & Politics” 카테고리와의 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)

변수	정신건강 측정항목					
	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	우울	평소 스트레스 정도	범불안장애
성별	0.143	0.137	0.150	0.026	0.056	0.050
연령	0.114†	0.134*	0.140*	0.101†	0.125*	0.132*
정신 건강	-0.395†	-0.004	0.152	0.573**	0.140	0.545*
상수	-4.318**	-6.241**	-6.939**	-6.676**	-6.397**	-7.369**

a 성별의 값이 1은 여성을 0은 남성을 의미

주: N = 40, † p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01

연구 문제3과 관련하여 검증해볼 두 번째 가설은 “Entertainment & Comedy” 카테고리 영상을 많이 시청한 사람들은 불안이 낮다’이다. 먼저 범불안장애와 “Entertainment & Comedy” 카테고리 사이 피어슨 상관계수를 살펴보면, 그 수치는 -0.19로 두 변수 사이에는 약한 음의 상관관계가 존재한다. 베타 회귀 분석 결과를 살펴봐도, 범불안장애의 회귀계수는 -0.367로 가설에서 제시한 방향과 일치하는 것으로 나타났고 p-value 역시 0.05 이하로 유의하게 나타났다. 따라서 본 가설은 지지되었다.

베타 회귀 분석은 카테고리 “Entertainment & Comedy”를 종속변수로, 성별과 연령을 통제변수로, 정신건강을 나타내는 각 항목(자아존중감, 사회 불안, 사회 비교 성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애)을 각각 독립변수로 설정하여 6번 진행되었다.

이때 사용된 회귀식은 다음과 같다.

$$\text{카테고리 } Entertainment \& Comedy = b_0 + b_1 \text{성별} + b_2 \text{연령} + b_3 \text{정신건강측정항목}$$

<표 16> “Entertainment & Comedy” 카테고리와의 정신건강 사이의 관계 (베타 회귀 분석)

변수	정신건강 측정항목					
	자아 존중감	사회 불안	사회 비교 성향	우울	평소 스트레스 정도	범불안장애
성별	0.840**	0.851**	0.903**	0.929**	1.076**	0.872**
연령	-0.026	-0.035	-0.050	-0.015	-0.020	-0.003
정신 건강	0.263 (p=.117)	-0.386 (p=.111)	-0.176	-0.277	-0.323*	-0.367*
상수	-2.118	-0.232	0.035	-0.853	-0.474	-0.909

a 성별의 값이 1은 여성을 0은 남성을 의미

주: N = 40, † p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01

제4장 결론

4.1 결론 요약

본 연구는 딥러닝을 이용한 유튜브 시청 기록 분석을 통해 유튜브 이용자의 정신건강과 시청한 영상의 특성 정보 사이에 유의미한 관계가 존재하는지 알아보고자 수행되었다. 분석을 위해, RegNet, OpenCV, 베타 회귀 분석, 피어슨 상관관계수가 활용되었다. 이번 연구에서는 자아존중감, 사회불안, 사회비교성향, 우울, 평소 스트레스 정도, 범불안장애 측면에서 연구참여자의 정신건강을 측정했다. 그리고 영상의 채도와 명도 그리고 폭력성을 분석 대상으로 삼았다.

연구 문제 1에서는 정신건강 특성에 따라 폭력적인 동영상을 시청하는 정도가 다른지 살펴보았다. 분석 결과, 연구참여자가 시청한 영상의 폭력성 수준이 높다면 우울과 사회 비교 성향이 증가하고 자아존중감은 감소하는 것으로 나타났다.

연구 문제 2에서는 정신건강 특성에 따라 시청하는 동영상의 명도와 채도가 다른지 살펴보았다. 이를 살펴보기 위해 살펴본 세 가지 가설은 다음과 같다. 첫 번째 가설은 ‘낮은 명도의 동영상을 높은 명도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 사회 불안 경향이 낮다’이고 두 번째 가설은 ‘낮은 명도의 동영상을 높은 명도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 범불안장애 경향이 낮다’, 세 번째 가설은 ‘높은 채도의 동영상을 낮은 채도의 동영상보다 많이 시청하는 경우, 우울 경향이 낮다’다. 분석 결과, 첫 번째 가설과 두 번째 가설은 지지되었지만 세 번째 가설은 지지되지 못했다.

연구 문제 3에서는 정신건강 특성에 따라 유튜브에서 주로 어떠한 카테고리의 동영상을 더 많이 시청하는지 분석하였다. 이를 살펴보기 위해 살펴본 두 가지 가설은 다음과 같다. 첫 번째 가설은 “News & Politics” 카테고리 영상을 많이 시청한 사람들은 스트레스와 불안이 높다’이고 두 번째 가설은 “Entertainment & Comedy” 카테고리 영상을 많이 시청한 사람들은 불안이 낮다’이다. 분석 결과, 첫 번째 가설과 두 번째 가설은 지지되었다.

4.2 연구 시사점 및 한계

본 연구는 연구참여자가 시청한 유튜브 동영상 내용을 알고리즘을 활용해 직접 분석해 유튜브 시청 기록이 개인의 정신건강과 유의미한 관계를 갖는다는 사실을 확인했다는 점에서 의의가 있다. 이는 유튜브에서 이용자에게 추천 영상을 제시하는 알고리즘을 작성할 때, 영상 시청자의 정신건강을 고려할 필요가 있음을 시사한다. 특히 추천시스템을 구현할 때, 영상의 색상정보나 카테고리, 폭력성을 고려하는 변수를 추가하는 것이 바람직하다. 이와 관련하여 사회와 유튜브 플랫폼은 발생할 수 있는 부정적 결과를 미연에 방지하기 위한 대책을 세울 필요가 있다. 구체적으로 시청자가 “News & Politics” 카테고리 영상을 과도하게 시청할 경우, 시청자의 불안을 낮추기 위해 “Entertainment & Comedy” 카테고리 영상 시청을 권고하는 등의 방안을 제시할 수 있다.

나아가 본 연구는 유튜브 시청 기록 분석을 통해 이용자의 정신건강을 파악할 수 있다는 새로운 관점을 제시한다. 본 연구를 바탕으로 한 후행 연구를 통해, 유튜브 시청 기록을 활용하여 환자의 정신건강을 모니터링하거나 유튜브 시청자를 대상으로 정신건강과 관련된 질병을 조기 진단하는 등 의료적 관점에서 다양한 접근을 시도할 수 있다. 예를 들어, 우울증 진단 경험이 있는 환자가 폭력성이 높은 영상을 과도하게 시청할 경우, 플랫폼은 시청자에게 우울증에 관하여 다시금 진단받아보기를 권고할 수 있다.

본 연구의 한계점은 다음과 같다. 유튜브에서 제공하고 있는 동영상 카테고리 분류는 영상을 올리는 사람이 그 분류를 직접 입력할 수 있게 되어있다. 이는 연구에 활용된 동영상 카테고리 분류에 오류가 있을 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 딥러닝 알고리즘을 통해 영상 카테고리 분류를 진행해 해당 내용을 다시 확인하게 되면 더 정확한 연구가 될 것이다. 또한 본 연구는 40명의 연구참여자 데이터를 사용하여 진행되었다는 점에서 한계가 있다. 더 많은 연구참여자 데이터를 활용하여 분석을 진행한다면 연구 결과의 신뢰성을 높일 수 있을 것으로 기대된다. 또한 본 연구는 동영상

에서 프레임을 추출하는 방식으로 데이터를 이미지화하여 분석을 진행하였는데, 해당 방법으로 격동적 장면에서 이미지를 추출하게 되면 어떠한 장면인지 알아볼 수 없는 이미지가 추출되어 이미지 분류의 오류 가능성을 증가시킨다는 근본적인 한계가 있다.

참고문헌

- 김민영 (2019). <대학생의 취업스트레스가 신체화 증상에 미치는 영향: 정서 신념의 매개효과>. 조선대학교 대학원 석사학위 논문.
- 김윤화 & 정용찬. (2022). 2021년 방송매체이용행태조사. 방송통신위원회. Retrieved 12/28/22 from <https://www.kcc.go.kr/user.do;jsessionid=MuhoukQytSCF6n7c1ZI3tcg1So3T0MOa0xl97Iw.servletaihgcldhome10?mode=view&page=A02060400&dc=60400&boardId=1027&cp=1&boardSeq=52581>
- 석현정, 백목련, 김은진, 나누리, 이태규, & 신준수, (2010). 창의적 두뇌- 색채감성에 대한 인간 뇌 반응에 대한 연구. KI 기관고유사업보고서.
- 신서연 (2011). <한국어판 단축형 the center for epidemiologic studies depression scale (CES-D) 들의 타당성 연구>. 서울대학교 대학원 석사학위 논문.
- 심승섭 (2016). <OpenCV를 이용한 물체추적에 관한 연구>. 목포해양대학교 대학원 석사학위 논문.
- 안순태, 임유진, & 하시은. (2021). 유튜브 먹방 (먹는 방송, Mukbang) 의 광고 내용 분석 연구. <광고 PR 실학연구>, 14, 122-149.
- 양선미, & 박경. (2019). 초기 성인의 자살에 영향을 미치는 심리사회적 요인들에 관한 연구: 자살 경로 분석. <한국심리학회 학술대회 자료집>, 213-213.
- 윤주성 (2015). <폭력적 콘텐츠 게임행위와 시청행위의 부정적 감정과 공격행동성에 관한 연구>. 한림대학교 대학원 석사학위 논문.
- 윤주성, 방영주, & 노기영. (2014). 폭력적 게임의 시청행위와 게임행위의 부정적 감정효과에 대한 실험연구. <한국게임학회 논문지>, 14(6), 7-18.
- 이동기. (2021.05.21.). '유튜브 시청'이 생활습관 65%... 20대 검색채널로 이용. CNCnews. Retrieved 12/28/22 from <http://www.cncnews.co.kr/mobile/article.html?no=5972>
- 이동호, 이민서, 이재서, 박희조, 전현성, & 유시환. (2021). 피어슨 상관계수를 이용한

- 실시간 적응형 모델 학습 기법. 한국정보과학회 학술발표논문집, 1536-1538.
- 이종만. (2019). 유튜브 이용자의 성격 특성과 이용 동기가 강박적 유튜브 사용에 미치는 영향. 한국콘텐츠학회논문지, 19(9), 512-520.
- 이지훈. (2018). 영화의 폭력성 부분이 일상적인 생활에 미치는 영향에 관한 연구. 산업융합연구, 16(4), 19-25.
- 이한송 (2020). <SNS 사진과 심리적 성향의 관계 분석>. 연세대학교 대학원 석사학위 논문.
- 조은영, & 안형진. (2018). 베타회귀를 사용한 지역별 유병률과 미세먼지 연평균 농도의 관계 분석. Journal of The Korean Data Analysis Society, 20(4), 1791-1800.
- 주은신. (2020). 지역 방송사 유튜브 뉴스 콘텐츠 특성과 이용자 반응에 관한 내용분석. 한국콘텐츠학회논문지, 20(9), 169-186.
- 최영준, 한예진, 권혁의, 양승지, & 이호정. (2022). 영상콘텐츠 구성 자극이 수용자의 정신건강 상태에 따른 정서적 개선에 미친 영향의 생체신호 (EEG) 반응 연구. 커뮤니케이션학 연구, 30(1), 173-207.
- 崔銀華. (2001). <색채 지각이 아동의 정서 발달에 미치는 영향에 관한 연구>. 원광대학교 교육대학원 석사학위 논문.
- 한봉규, 윤우섭, & 김재오. (2020). 베타회귀모형을 활용한 동원훈련 분석. 한국데이터정보과학회지, 31(3), 611-620.
- Bandura, A. (1969). Social-learning theory of identificatory processes. Handbook of socialization theory and research, 213, 26
- Buunk, A. P., & Gibbons, F. X. (2006). Social comparison orientation: A new perspective on those who do and those who don't compare with others.
- Chua, T. S., Tang, J., Hong, R., Li, H., Luo, Z., & Zheng, Y. (2009, July). Nus-wide: a real-world web image database from national university of singapore. In Proceedings of the ACM international conference on image and video retrieval (pp. 1-9).

- Cohen, S., Kamarck, T., & Mermelstein, R. (1983). A global measure of perceived stress. *Journal of health and social behavior*, 385-396.
- Genc, H., & Saritas, S. (2020). The effects of watching comedy videos on anxiety and vital signs in surgical oncology patients. *Explore*, 16(6), 401-406.
- Gibbons, F. X., & Buunk, B. P. (1999). Individual differences in social comparison: development of a scale of social comparison orientation. *Journal of personality and social psychology*, 76(1), 129.
- Hasan, Y., Begue, L., & Bushman, B. J. (2013). Violent video games stress people out and make them more aggressive. *Aggressive behavior*, 39(1), 64-70.
- Klobas, J. E., McGill, T. J., Moghavvemi, S., & Paramanathan, T. (2018). Compulsive YouTube usage: A comparison of use motivation and personality effects. *Computers in Human Behavior*, 87, 129-139.
- Koc, M., & Gulyagci, S. (2013). Facebook addiction among Turkish college students: The role of psychological health, demographic, and usage characteristics. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 16(4), 279-284.
- Mattick, R. P., & Clarke, J. C. (1998). Development and validation of measures of social phobia scrutiny fear and social interaction anxiety. *Behaviour research and therapy*, 36(4), 455-470.
- McLaughlin, B., Gotlieb, M. R., & Mills, D. J. (2022). Caught in a dangerous world: problematic news consumption and its relationship to mental and physical ill-being. *Health communication*, 1-11.
- Park, Y. G. (2001). Correlation and Regression analysis. *Journal of the Korean Academy of Family Medicine*, 22(1), 43-51.
- Radosavovic, I., Kosaraju, R. P., Girshick, R., He, K., & Dollar, P. (2020). Designing network design spaces. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 10428-10436).

- Reece, A. G., & Danforth, C. M. (2017). Instagram photos reveal predictive markers of depression. *EPJ Data Science*, 6(1), 15.
- Rosenberg, M. (1965). Rosenberg self-esteem scale (RSE). Acceptance and commitment therapy. *Measures package*, 61(52), 18.
- Ryan, T., & Xenos, S. (2011). Who uses Facebook? An investigation into the relationship between the Big Five, shyness, narcissism, loneliness, and Facebook usage. *Computers in human behavior*, 27(5), 1658–1664.
- Starcevic, V., Portman, M. E., & Beck, A. T. (2012). Generalized anxiety disorder: between neglect and an epidemic. *The Journal of nervous and mental disease*, 200(8), 664–667.
- Tiirikainen, K., Haravuori, H., Ranta, K., Kaltiala-Heino, R., & Marttunen, M. (2019). Psychometric properties of the 7-item Generalized Anxiety Disorder Scale (GAD-7) in a large representative sample of Finnish adolescents. *Psychiatry research*, 272, 30–35.
- Wilson, K., Fornasier, S., & White, K. M. (2010). Psychological predictors of young adults' use of social networking sites. *Cyberpsychology, behavior, and social networking*, 13(2), 173–177.
- Wu, P., Liu, J., Shi, Y., Sun, Y., Shao, F., Wu, Z., & Yang, Z. (2020, August). Not only look, but also listen: Learning multimodal violence detection under weak supervision. In *European conference on computer vision* (pp. 322–339). Springer, Cham.

ABSTRACT

An Analysis on the relation between characteristics of mental health and frequently watched YouTube video : centered on 20's

Choi, Go Eun

Dept. of Digital Analytics

The Graduate School

Yonsei University

In this study, we analyze the relationship between various characteristics of mental health and frequently watched YouTube videos, using deep-learning algorithms. The primary characteristics of YouTube videos we study include the categories of videos (e.g., Travel & Events, People & Blogs, Sports, Entertainment & Comedy, Science & Technology, Music, Gaming, Pets & Animals, Howto & Style, Trailers, Autos & Vehicles, News & Politics, Film & Animation, Education, Nonprofits & Activism, the others), the coloring information of videos (i.e., saturation and brightness) and the violence in videos. We concentrate on six psychological attributes related to mental health : self-esteem, social phobia, social comparison orientation, depression, general stress level and generalized anxiety disorder.

The study include 40 subjects who are 20-to-29 years old. We collect YouTube

videos that subjects had watched from June 2022 to August 2022. The videos are sampled at the rate of one frame per every three seconds. In order to measure the violence of the YouTube videos, we use an image classification model based on the RegNet algorithm. We extracted the coloring information of the videos using OpenCV, and we categorized videos based on the YouTube API. We measured psychological attributes through various questions posed in a survey.

The results of the Pearson Correlation Coefficient and beta regression analysis are as follows. 1) Users who frequently watched violent videos tended to report social comparison orientation. 2) There was a positive correlation between a YouTube video having a high level of violence and being in the ‘gaming’ category and negative correlation between ‘Entertainment & Comedy’ or ‘People & Blog’ categories. 3) A viewer’s self-esteem was low and social phobia was high when the brightness of videos that he had watched was low. 4) Users who watched more videos in the ‘News & Politics’ category tended to report a lower self-esteem and suffered from higher levels of generalized anxiety disorder and depression than viewers who preferred to watch other categories. 5) Users who watched more videos in the ‘Entertainment & Comedy’ category tended to report a lower general stress level and suffered from lower levels of generalized anxiety disorder than viewers who preferred to watch other categories.

Key words : Violent YouTube content, Saturation, Value, YouTube video category, mental health