

위드코로나 정책이 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청자 참여도에 미치는 영향에 대한 실증 연구

Empirical Research on the Causal Effect of Implementation of “With-COVID19” Policy on the Viewer Engagement of Online Fitness Contents

안 병 혁 (Byoung-Hyuk Ahn) Information Systems, Boston University 박사 과정
백 지 예 (Jiye Back) 고려대학교 경영대학 부교수, 교신저자

요 약

2020년 시작된 코로나19 팬데믹으로 인하여 많은 국가에서 사회적 거리두기 정책을 실시하였고 그로 말미암아 물리적인 제한에 구애 받지 않는 온라인 피트니스 산업이 큰 성장을 하였다. 그러나 사회적 거리두기 정책이 경제에 부정적인 영향을 미친다고 판단한 우리나라 정부는 2021년 11월 1일 위드코로나 정책을 시행하면서 팬데믹 이전의 일상으로의 회복을 선언하였고, 이에 따라 온라인 피트니스 산업의 성장 동력의 손실에 대한 우려가 제기되었다. 본 연구는 위드코로나 정책의 시행이 온라인 피트니스 콘텐츠 소비 및 참여도에 어떠한 변화를 가져왔는지 준실험 설계를 활용하여 파악하였다. YouTube의 온라인 피트니스 콘텐츠를 활용하여 분석한 결과, 위드코로나 정책 시행 감소했을 것이라는 우려와는 달리 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청 지표는 오히려 약 21% 증가한 양상이 나타났다. 하지만 이러한 양상은 운동 종목의 기회 비용에 따라 다르게 나타났으며, 부분 집단 분석을 통해서 고비용 집단의 온라인 콘텐츠의 시청 지표만이 약 32%로 저비용 집단에 비해서 더 큰 폭으로 증가한 것을 확인하였다. 본 연구는 분석 결과를 토대로 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격과 강점을 파악하였으며 온라인 피트니스 플랫폼 비즈니스와 콘텐츠 제작자들에게 실무적인 제언을 제공하면서 포스트-코로나 시기의 “뉴노멀”에 적용할 수 있는 새로운 시사점을 제시하였다.

키워드 : 코로나 19, 온라인 피트니스, 유튜브(YouTube), 인게이지먼트, 회귀 불연속 설계 (Regression Discontinuity Design in Time)

I. 서 론

2020년 초반 전 세계를 강타한 코로나19 팬데믹 사태로 인해 많은 국가들은 실내 시설 이용에 제한을 두는 사회적 거리두기 정책을 시행하였다. 사회

적 거리두기 정책의 일환으로, 대부분의 국가들은 좁은 실내 공간에 많은 인원이 모이는 것을 금지하였으며 식당이나 카페와 같은 취식 공간에서는 서로 공간을 두고 앉고 가림막을 필수로 설치하도록 하면서 집단 감염을 최대한 막고자 하였다. 오랜

기간동안 사회적 거리두기 정책이 시행됨에 따라 실내에 머무르게 되면서 코로나19 확진자와 발음이 유사한 “확찐자”라는 신조어가 생길 정도로 많은 사람들이 체중 증가를 경험하게 되었다. 헬스장과 같은 실내 체육 시설 또한 사회적 거리두기 정책의 대상이었기 때문에 규칙적인 생활 체육 활동이 어려워졌고, 그로 인해 해당 기간동안 집이나 사무실과 같은 개인 공간에서 할 수 있는 온라인 피트니스 콘텐츠가 큰 인기를 끌기 시작하였다.

온라인 피트니스 산업은 IT 기술을 결합한 새로운 형태의 피트니스 산업으로서 정해진 시간 및 장소에서 이루어졌던 오프라인 중심의 피트니스 산업에 스마트 헬스기구와 실시간 스트리밍 서비스 등을 도입하여 전통적인 피트니스 산업을 변화시키고 있다(한국과학기술기획평가원, 2020). 온라인 피트니스 콘텐츠는 단순히 활동적인 운동 콘텐츠만을 다루는 것이 아니라 재활 운동, 정신 건강, 영양과 식단 관리 콘텐츠까지 포함하여 우리의 삶을 전반적으로 아우를 수 있다는 점과 시간, 공간, 신체적 어려움과 같은 물리적인 제약을 극복할 수 있다는 점에서 각광을 받고 있으며 큰 잠재력을 가진 미래 먹거리로 여겨지고 있다. 이러한 특성과 사회적 거리두기 정책의 시행으로 말미암아 온라인 피트니스 산업은 큰 성장을 경험하였다(Statista, 2022). 2020년 한 해 동안에만 약 90,000개 이상의 헬스케어 어플리케이션이 새로 출시되었으며(한국바이오협회, 2021), 2021년에 \$110.39억 규모였던 글로벌 온라인 피트니스 시장은 2022년에 \$160.15억 규모로 성장하는 등(Yahoo! Finance, 2022a), 사회적 거리두기 정책이 시행이 되었던 2020년과 2021년에 온라인 피트니스 산업은 빠르게 성장하였다.

그러나 사회적 거리두기 정책이 완화됨에 따라 이러한 성장 추세가 장기적으로 지속되지 않을 수도 있다는 우려 또한 동시에 나타나고 있다. 예를 들어, 우리나라보다 앞서서 사회적 거리두기를 해제한 미국에서는 온라인 피트니스 산업의 성장이 저체되는 양상이 나타났는데 온라인 피트니스 산

업의 대표주자로 알려진 펠로톤(Peloton Interactive)의 주가는 코로나가 극심하던 2020년 12월 말에는 \$167까지 상승하였으나 방역 정책이 폐지된 2022년 10월에는 \$11까지 급락하는 모습을 보여주었다(Yahoo! Finance, 2022b). 또한 미국의 헬스장 프랜차이즈인 크런치 피트니스(Crunch Fitness)는 방역 정책이 폐지되고 이용자수가 2019년 대비 21% 증가했다고 밝히면서 온라인 피트니스 산업은 코로나19로 인하여 급격하게 성장했다는 것을 역으로 보여주었다(Perri, 2022).

우리나라 국내 온라인 피트니스 산업 또한 코로나19로 인하여 많은 관심을 받았고(YouTube Culture & Trends, n.d.) 성장을 경험할 수 있었다. 그러나 사회적 거리두기 정책이 오랜 기간동안 지속됨에 따라 많은 자영업자들의 경제적 부담이 심화되었고 이를 경감하기 위해 우리나라 정부는 위드코로나 정책을 시행하며 사회적 거리두기 정책의 규제 대부분을 해제하였다. 새로운 정책 시행은 우리나라의 온라인 피트니스 산업의 환경을 새로이 변화시켰고, 이에 따라 온라인 피트니스 산업에 대한 관심이 감소하고 장기적인 성장 동력을 잃는 것이 아닌지에 대한 우려가 나타나고 있다(Two-Brain Business, 2022). 많은 기업들이 이미 온라인 피트니스 산업에 뛰어들고 있는 현재, 위드코로나 정책 시행 이후로 온라인 피트니스 콘텐츠를 소비하는 소비자들의 행동이 어떻게 변화하였는지 파악하는 것은 온라인 피트니스 산업의 장기적인 성장 전략을 수립하는데 있어 방향성을 제시할 수 있을 것이다. 따라서 본 연구의 연구 질문은 다음과 같다. (1) 위드코로나 정책 시행 이후로 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비 양상은 어떻게 변화하였는가? (2) 그러한 변화 양상의 메커니즘은 무엇인가?

위와 같은 연구 질문에 대답하기 위해서 유튜브를 분석 대상 플랫폼으로 삼았으며, 2021년 11월 1일에 처음 위드코로나 정책이 시행된 이후로 유튜브(YouTube)에 게시된 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비가 어떻게 변화하였는지를 파악하고자 한다.

구체적으로, 본 연구에서는 온라인 피트니스 콘텐츠 중 운동 콘텐츠에 집중을 하여 분석을 진행하고자 한다. 분석을 위해서 구글 트렌드(Google Trends)에서 2020년과 2021년 동안 인기가 많았던 운동 종목 7가지를 선정하였으며, 유튜브 API를 통해 총 2,296개의 동영상에 대한 데이터를 수집하였다.

본 연구는 위드코로나 정책 시행을 유튜브 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비에 대한 외부 충격(Treatment)로 간주하였고, 그 정책으로 인해 발생한 효과를 측정하기 위해서 준실험 설계 방법인 회귀-불연속 설계(Regression Discontinuity Design in Time; RDDiT)를 활용하였다.

분석 결과, 흥미롭게도 유튜브의 운동 영상의 시청자 참여도(평균치치효과)는 위드코로나 정책 시행 이후로 21% 증가한 양상을 보여주었다. 더불어 표본을 기회 비용 관점에서 두 집단으로 나누어 진행한 부분 집단 분석 결과, 고비용 집단의 시청자 참여도는 위드코로나 정책 시행 이후 약 32% 정도 증가하였지만 저비용 집단의 시청자 참여도는 유의미한 변화 양상이 나타나지 않았다는 점에서 위드코로나 정책의 이질성(Heterogeneity)이 존재함을 확인하였다. 더불어 사례 증거를 통해서, 시청자 참여도가 증가할 수 있었던 메커니즘은 온라인 피트니스 콘텐츠가 가지는 유연성과 낮은 가격임을 밝히면서 분석 결과를 뒷받침하였다.

위와 같은 분석 결과를 통해 본 연구는 다음과 같은 실무적인 제언을 제시하였다. 첫째, 온라인 피트니스 플랫폼과 콘텐츠 제작자들은 콘텐츠를 만들 때 운동 종목의 기회 비용을 고려해야 하며 특히 높은 기회 비용을 가진 요가와 필라테스와 같은 종목들에 우선적으로 집중을 하는 것을 권장한다. 둘째, 온라인 피트니스 플랫폼들은 소비자들이 인식하는 기회 비용을 고려하여 새로운 비즈니스 모델을 수립할 것을 권장한다. 현재 온라인 피트니스 플랫폼들의 비즈니스 모델은 온라인 콘텐츠를 제작하고 보급하는 것에 국한되어 있다. 하지만 온라인 콘텐츠와 상호 작용 가능한 디바이스를 제작하여 공급하는 것은 소비자들이 느끼는

명시적 비용을 낮추어 플랫폼 활용률을 높이는 방법이 될 수 있을 것이다. 셋째, 온라인 피트니스 플랫폼과 콘텐츠 제작자들은 콘텐츠 제작뿐만 아니라 업로드 일정 또한 고려할 것을 권장한다. 온라인 피트니스 콘텐츠 사용자들은 주말보다 평일에 콘텐츠를 더욱 많이 활용하였기 때문에 사용자들의 행동 패턴을 파악하여 콘텐츠를 업로드하는 것이 플랫폼 활용률을 높일 수 있을 것이다.

더불어 본 연구는 다음과 같은 학술적인 기여를 통해 온라인 피트니스 콘텐츠에 대한 MIS 연구에 기여하였다. 첫째, 본 연구는 인과추론 방법론 중 하나인 준실험 설계를 활용하여 온라인 피트니스 산업에 대해 실증적으로 분석하였다. 위드코로나 정책을 시행하고 나서 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청 지표에 대한 변화율과 그 메커니즘에 대해 서술하면서 기술적인 서술을 하기에 그쳤던 온라인 피트니스 콘텐츠에 대한 선행 연구들을 보완하였다. 둘째, 본 연구는 실증 분석을 통해 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질이 오프라인 피트니스 프로그램에 대한 대체제라고 밝혔고, 이를 통해 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질에 대한 MIS 연구의 논의가 합의를 이룰 수 있는 하나의 근거를 제시하였다. 셋째, 본 연구는 온라인과 오프라인 생활체육 참여에 영향을 미칠 수 있는 요소들을 통합하여 후속 연구를 위한 이론적 근거를 제시하였다. 선행 연구들이 온라인 또는 오프라인 생활체육 참여라는 하나의 측면만을 분석의 대상으로 진행한 반면 본 연구는 두 맥락을 모두 아우르면서 MIS의 플랫폼 경제 연구 흐름에 학술적으로 기여하였다.

II. 문헌 연구

본 연구에서는 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비에 대한 위드코로나 정책의 영향을 측정하기 위해서 코로나19 확산 기간동안 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비에 대한 선행 연구를 살펴보았다. 선행 연구에서 다루고 있는 온라인 피트니스 콘텐츠는

온라인 프로그램, 모바일 피트니스 앱, 실시간 중계 수업(Live streaming)과 가상 수업(Virtual fitness), 유튜브 동영상들과 같이 다양한 형태를 포함하고 있다.

첫 번째로, 코로나19 확산 기간동안 온라인 피트니스 콘텐츠에 대한 사용자의 참여도 정도를 데이터를 활용하여 실증적으로 밝힌 빅데이터 연구들은 상대적으로 적었다. Ding *et al.*(2020)은 구글 트렌드를 활용하여 검색어들의 상대 검색 빈도를 추출하였고 코로나19 확산 초기인 2020년 초반에 체육 활동에 대한 관심이 전반적으로 증가하였다고 밝혔다. Bonander *et al.*(2021)은 설문 조사 결과를 활용하여 코로나19 확산 초기의 사회적 거리두기 정책 시행으로 말미암아 스웨덴에서 70세 이상 노인들의 체육 활동이 감소했다고 밝히면서 기술적인 서술을 함께 그쳤다. Sui *et al.*(2020)은 모델링 방법을 활용하여 코로나19 확산 초기 유튜브와 인스타그램(Instagram)의 운동 콘텐츠의 참여도가 증가했다고 밝히는데 그쳤다.

두 번째로, 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질에 대한 선행 연구들 또한 상대적으로 적었으며, 그 본질에 대해서 일관된 논의가 이루어지지 않고 있다.

Ananthkrishnan *et al.*(2022)와 Wang *et al.*(2021)은 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질은 대체재라고 밝혔다. Wang *et al.*(2021)은 디자인 사이언스 방법을 채택하여 온라인 스쿼트 프로그램을 개발하였고 중년의 참여자들에게 실험을 진행하였다. 실험 결과, 코로나19가 지속되던 기간동안 해당 프로그램 참여도는 증가하였고, 오프라인 헬스장의 대체재가 될 수 있음을 확인하였다. Ananthkrishnan *et al.*(2022)은 모바일 피트니스 앱 사용률과 GPS 데이터를 결합하여 모바일 피트니스 앱 사용률이 거리두기 정책 시행에 따라 증가했다고 밝히면서 대체재 역할을 하였다고 밝혔다. 한편, Sui *et al.*(2020)은 소셜 미디어 상에서의 운동 콘텐츠에 대한 참여도는 증가했지만 외부 기온의 영향에 의해서 영향을 받을 수 있다고 밝히면서 온라인 피트니스 콘텐츠

의 본질은 규명하기 어렵다고 주장하였다. 이와는 달리 Kadakia *et al.*(2022)와 Parker *et al.*(2021)은 온라인 피트니스 콘텐츠의 역할은 촉진자(Promoter, Facilitator)라고 주장하면서 다른 의견을 개진하였다. Parker *et al.*(2021)은 오스트레일리아의 온라인 프로그램 운영에 대한 설문조사 결과를 통하여, 코로나19 확산 기간동안 온라인 피트니스 프로그램은 참여자들의 전반적인 체육 활동을 늘렸다고 밝히면서 온라인 피트니스 콘텐츠는 촉진자의 역할을 한다고 주장하였다. 이와 유사하게 Kadakia *et al.*(2022)은 유튜브의 장애인 운동 콘텐츠를 활용하여, 온라인 피트니스 콘텐츠는 정보를 제공하는 지도 역할(Instructor)이자 촉진자의 성격을 가진다고 주장하였다. 이와 별개로 Yang and Koenigstorfer (2020)는 모바일 피트니스 앱을 사용하는 사람들의 체육 활동에 대한 고착(Adherence)이 더 늦은 속도로 감소한다는 것을 밝히면서 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질은 지지자(Supporter)라고 주장하였다. 이처럼 앞선 문헌들은 모두 다른 데이터를 활용하여 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격이 무엇인지 규명하는데 일관성 있는 결과를 내놓지 못하였다.

마지막으로, 대부분의 선행 연구들은 코로나19 확산 초기의 2020년 초반 대에 집중을 하였다. 2020년 초반은 도시 봉쇄와 같은 강력한 사회적 거리두기 정책이 시행되던 때로, 대부분의 선행 연구들은 이동 제한 조치가 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비가 어떤 영향을 미쳤는지 살펴보았다 (Ding *et al.*, 2020; Kadakia *et al.*, 2022; Liu *et al.*, 2022; Parker *et al.*, 2021; Sui *et al.*, 2020; Yang and Koenigstorfer, 2020). 한편 Wang *et al.*(2021)은 2020년 후반대에 집중을 하였으나 2020년 후반대도 여전히 대부분의 국가에서 사회적 거리두기 정책이 이루어지면서 이동 제한 조치 및 인원 제한 조치가 강력하게 이루어지고 있었다. 코로나19 백신이 보급화된 2021년 이후로 많은 국가들에서 방역 정책을 완화하면서 사회적 거리두기 정책이 폐지가 되었다. 하지만 이와 같은 방역 정책이 완화되면

서 온라인 피트니스 콘텐츠 소비 및 참여도가 어떻게 변화하였는지를 살펴본 선행 연구는 적었다. 다음과 같이 정책이 변화할 때 온라인 피트니스 콘텐츠 소비가 어떻게 변화하였는지 살펴보는 것이 온라인 피트니스 콘텐츠의 비교 우위를 확인할 수 있는 방향이 될 것이다.

III. 연구 질문

제II장 문헌 연구에서 살펴보았듯이, 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질과 강점에 대해서 실증적으로 분석을 한 연구들은 소수였다. 더불어, 선행 연구들은 코로나19 확산 초기와 사회적 거리두기 정책에 집중을 하면서 해당 정책이 폐지된 이후에 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청 지표가 어떻게 변화하였는지 살펴보지 않았다.

2021년 11월 1일 이후로 국내에서 방역 정책이 완화되면서 실내체육시설에 부과되었던 운영 시간 제한 및 샤워실 운영 제한이 폐지되었다. 실내체육시설 종사자들은 이러한 조치가 사회적 거리두기 제한으로 인하여 떠났던 회원들이 되돌아오는 계기가 될 것이라고 기대하며 위드코로나 정책의 시행을 반겼다. 하지만 이러한 조치가 시행됨에 따라 활발히 이루어지던 온라인 피트니스 산업의 성장이 더디어질 수 있다는 우려 또한 나타나기 시작하였다.

따라서 본 연구는 위드코로나 정책의 시행을 연구의 배경으로 삼아 위와 같은 우려가 나타났는지 실증적으로 분석하고자 한다. 구체적으로 연구 질문은 다음과 같다. (1) 위드코로나 정책 시행 이후로 유튜브의 온라인 피트니스 콘텐츠의 소비 양상은 어떻게 변화하였는가? (2) 그러한 변화 양상의 메커니즘은 무엇인가? 이다. 본 연구는 다음 연구 질문들에 대한 대답을 통해 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청 지표가 어떻게 변화하였는지를 밝히고, 그러한 변화가 가능할 수 있었던 메커니즘을 제안하며 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격과 본질에 대해 논의하고자 한다.

IV. 데이터

4.1 데이터 출처

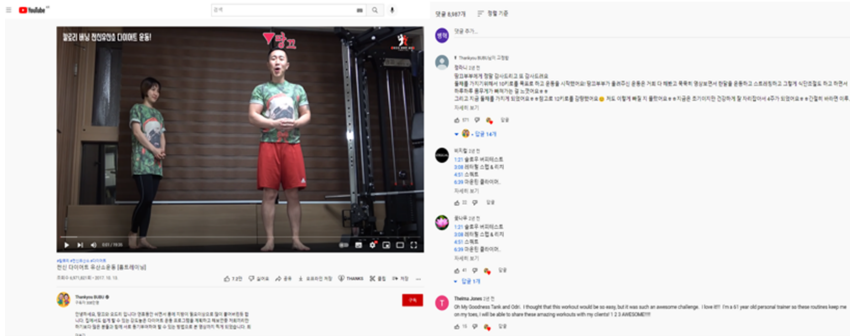
사회적 거리두기 정책이 유지되었던 기간 동안 한국에서 인기 있었던 총 7가지 운동 종목들을 구글 트렌드를 통하여 선정하였다. 7가지 종목은 “홈트레이닝”, “요가”, “유산소운동”, “타바타운동”, “맨손운동”, “스트레칭”, “필라테스”이다.

본 연구의 분석을 위해서 통계 소프트웨어 R에서 제공하는 패키지 “tuber”을 활용하여 데이터를 수집하였다. 해당 패키지는 유튜브 API를 R Studio에서 간단하게 활용할 수 있도록 만든 패키지로서, 동영상 고유 ID를 입력하면 관련된 데이터를 수집할 수 있도록 만들어진 도구이다. 본 연구는 2021년 11월 1일부터 시행된 국내 위드코로나 정책 전후로 운동 콘텐츠의 시청자 참여도를 분석하기 위한 것이기 때문에 편향(bias)을 최소화하기 위해서 2021년 1월 1일 이전까지 게시된 국내 동영상들만 수집하였다. 다음과 같은 기준으로 7가지 종목들에 대하여 총 2,296개의 유튜브 동영상들을 선정하였고, 해당 동영상들의 데이터들을 2022년 9월 14일부터 2022년 9월 15일까지 수집하여 변수로 활용하였다.

4.2 데이터 요약

4.2.1 종속 변수

종속 변수는 수집한 모든 동영상들의 일별 댓글의 개수의 합이다. 선행 연구(Khan, 2017)에 따르면 유튜브와 같은 소셜 미디어에서의 참여도는 능동적 참여도(Active viewer engagement)와 수동적 참여도(Passive viewer engagement)로 분류할 수 있다. 능동적 참여도는 사용자가 적극적인 형태로 다른 사용자들 혹은 콘텐츠 제작자와 상호 작용하는 것으로, 소셜 미디어에서 댓글을 남기는 행동(Comment), 콘텐츠를 공유하는 것(Share), 좋아요(Like/Dislike)를 누르는 것과 구독(Subscribe)하는



<그림 1> 종속 변수 측정을 위한 예시 유튜브 동영상

<표 1> 종속 변수 측정 방법

키워드	videoId	channelId	댓글의 개수 (날짜 별)						합
			2021-01-01	2021-01-02	...	2021-11-01	...	2022-09-15	
홈트레이닝	3VouSaW_LPw	UCpg89Ys3E4BaLGgEEWVmI9g	3	4	...	1	...	0	8,987
...
홈트레이닝	WF2LDTBfx0A	UCfDkQiPchwM0F2SkHWI5JYQ	0	0	...	0	...	0	...
...
날짜 별 총합 (홈트레이닝, 열의 합)			1,816	1,742	...	411	...	282	932,894

행동 등으로 표상된다(Khan, 2017; Liebeskind *et al.*, 2021; Liu *et al.*, 2020). 한편 수동적 참여도는 소극적인 형태의 상호 작용으로, 콘텐츠를 단순히 시청(View)하는 행동으로 나타난다.

능동적 참여도와 수동적 참여도를 나타내는 지표들 중 댓글을 제외한 Share, Like/Dislike, Subscribe, View count는 데이터를 수집한 시점의 정보만 확인이 가능하고¹⁾ 그 변화 추이는 확인이 불가능한 지표들이다. 예를 들어, 동영상들의 View count의

경우에는 본 연구에서 데이터를 수집한 2022년 9월 15일 당일에 측정된 누적된 수치만을 확인 가능하며 2022년 9월 15일 하루 동안의 수치만을 확인할 수는 없다. 더불어 온라인 피트니스 콘텐츠를 시청하고 따라한다는 능동적인 형태의 참여도를 측정하기 위해서 댓글이 적합하다고 판단하였기에 본 연구에서는 댓글의 개수 (Comment count)를 종속 변수를 측정하는데 활용하였다.

본 연구에서는 총 2,296개의 동영상들에 대해 작성된 댓글들을 날짜 별로 센 후, 시계열 자료로 재구성하였다. 예를 들어, <그림 1>의 동영상 고유 ID는 “3VouSaW_LPw”로 데이터 수집 일자였던 2022년 9월 15일 기준 총 8,987개의 댓글이 작성되었다. 해당 동영상은 <표 1>의 첫번째 행에 위치하고 있으며 8,987개의 댓글을 일별 단위로

1) 2021년 11월 10일, YouTube는 콘텐츠 제작자들을 보호하기 위해서 “싫어요”(Dislike)를 비공개하는 정책을 시행한다고 밝혔다. YouTube API에서도 동일하게 이를 확인할 수 없게 되었다. 따라서 “좋아요”만을 viewer engagement를 측정함에 있어서 활용하기에는 편향이 나타날 수 있기에 이는 종속변수로 활용하기에 적합하지 않다고 판단하였다.

구분하여 각 날짜 별로 총 몇 개의 댓글이 작성되었는지 측정하였다. 따라서 <표 1>의 첫번째 행에 따르면 동영상 고유 ID “3VouSaW_LPw”는 2021년 1월 1일에는 3개의 댓글이 작성되었으며 2021년 11월 1일에는 1개의 댓글이 작성된 것을 알 수 있고, <표 1>의 첫 번째 행 마지막 열의 값은 2022년 9월 15일까지 작성된 총 댓글의 합으로서 8,987개 인 것을 확인할 수 있다. 이러한 과정을 2,296개의 동영상 모두 적용을 하였고, 최종적으로 측정된 종속 변수는 <표 1>의 마지막 행에 나타나 있다. <표 1>에 따르면 2021년 1월 1일에는 2,296개의 동영상들에 총 1,816개의 댓글이 작성되었다는 것을 의미한다. 본 연구에서는 이렇게 측정된 동영상들의 일별 댓글의 개수의 합을 종속 변수로 활용하였다.

4.2.2 독립 변수

본 연구에서 활용한 독립 변수들인 *Policy*와 *ElapsedDays*는 RDDiT 분석을 위해서 수단으로 활용된 변수들이다. 첫째로, 본 연구가 측정하고자 하는 핵심 변수는 2021년 11월 1일에 시행된 위드코로나 정책의 영향을 측정하기 위한 이산 변수 *Policy*이다. 다른 인과 추론 방법론들과 유사하게 준실험 설계 방법론인 RDDiT 또한 외부 충격 (*Treatment*)의 평균처리효과(Average Treatment Effect; ATE)를 측정하고자 하며 본 연구에서 *Policy*는 만일 운동 콘텐츠의 댓글이 작성된 날짜가 2021년 11월 1일 이후라면 1, 그렇지 않다면 0의 값을 가지게 된다.

또한 외부 충격 전후로 나타난 종속 변수의 불연속을 확인하기 위해서는 관측치에 fit하는 Time trend를 반영한 함수 $f(t)$ 를 생성해야 하고 $f(t)$ 는 관측치의 분산을 고려하고 최적의 fit을 나타내기 위해서 고차항을 포함한 다항함수 형태를 띄고 있다. 본 연구에서는 함수 $f(t)$ 를 생성하기 위해서 *ElapsedDays*를 활용하였다. *ElapsedDays*는 *Treatment*가 주어질 날짜, 즉 Threshold value인 2021년 11월 1일부터 해당 댓글이 작성된 날짜 사이의 값(단위: 일)을 의미한다. 예를 들어, 2021년 10월 30일

은 2021년 11월 1일보다 2일 앞선 날짜이기에 *ElapsedDays*가 -2이며 2021년 11월 5일은 Threshold value보다 4일 늦은 날짜로 *ElapsedDays*는 +4로 계산이 된다.

더불어 Threshold value에서 함수 $f(t)$ 가 실제로 불연속한지를 확인함에 있어서 함수의 기울기의 정도가 분석에 영향을 미칠 수 있다(Ozturk et al., 2019). 본 연구에서는 Threshold value 전후로 함수의 기울기가 같은 경우와(Same) 다른 경우(Separate)로 나누어서 분석을 진행하였으며, 함수의 기울기가 다른 경우에는 *Policy*와 *ElapsedDays*의 고차항의 Interaction 항을 포함하여 분석을 진행하였다 (i.e. $Policy * ElapsedDays^4$ 는 기울기가 다른 4차함수를 만들기 위한 4차항).

4.2.3 통제 변수

본 연구에서는 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격과 본질에 대해서 밝히기 위해서 오프라인 피트니스 시설의 지원을 꺾은 위드코로나 정책 시행을 연구 배경으로 삼았다. 따라서 온라인과 오프라인 피트니스 환경을 모두 아우를 수 있도록 선행 연구에서 언급한 요소들을 통제 변수로서 선정하였다.

첫째, *Confirmed*는 국내 일일 신규 확진자의 숫자로 개인은 뉴스와 언론에서 발표하는 신규 확진자의 숫자를 민감하게 받아들여 자신의 외부 활동을 계획할 수 있다. 따라서 국내 일일 신규 확진자의 숫자가 개인이 실내체육시설을 이용할 동기 중 하나가 될 수 있다고 판단하여 해당 데이터를R에서 제공하는 “COVID19” 패키지를 통하여 수집하였다. 해당 패키지는 각 국가의 일일 코로나19 신규 확진자의 숫자를 Johns Hopkins Center for Systems Science and Engineering에서 발표한 것을 이차 수집하였다.

둘째, *Stringency Index*는 국내 언론 및 코로나19 관련 연구(신동수, 주연희, 2021; 장영욱, 2021; 주원, 오준범, 2020)에서도 자주 언급이 되었던 “엄격성 지수”로서, 각 국가가 시행하고 있는 사회적 거리두기 정책의 엄격성 정도를 9개의 지표(School closure,

〈표 2〉 기술통계표²⁾

Variable	Min	1st Q	Median	Mean	3rd Q	Max	Var	SD
<i>commentCount</i>	221	379	836	943.3	1375	3798	372373.8	610.22
<i>Confirmed</i>	0	114	672	24631	6071	621317	4460636585	66788
<i>Stringency Index</i>	0	40.74	50	44.73	55.09	82.41	317.38	17.82
<i>Average Temperature</i>	-12.30	5.90	13.70	13.55	21.90	28.80	89.81	9.48
<i>Daily Google Trend</i>	3.07	9.65	11.75	11.93	14.20	22.00	10.07	3.17

Workplace closure, Cancellation of public events, Restrictions on public gatherings, Closures of public transportation, Stay-at-home requirements, Public information campaigns, Restrictions on internal movements, and International travel controls)를 통해 계산한 지수이다(Roser, 2021). 이처럼 해당 지수는 개인의 의사결정에 영향을 미칠 수 있는 사회적 거리두기 정책의 구체적인 내용과 정도를 폭넓게 아우를 수 있기에 통제 변수로서 선정하였으며 Blavatnik School of Government, University of Oxford에서 발표한 것을 수집하였다.

셋째, 체육 활동과 관련한 선행 연구(Sui et al., 2020)에 따르면 환절기 기간동안 기온이 사람들의 체육 활동을 위축시켰을 수도 있다고 밝힌 바 있다. 예를 들어, 기온이 낮다면 개인은 외부 활동보다는 실내에 머무르는 것을 선호할 수 있다. 따라서 온라인 피트니스 콘텐츠 참여도 또한 외부 기온에 의해서 영향을 받을 수도 있기 때문에 전국 평균 기온에 대한 데이터를 기상청으로부터 수집하여 *Average Temperature* 변수를 측정하는데 활용하였다.

*Daily Google Trend*는 외부 검색 엔진 구글에서 7가지 운동 종목이 얼마나 자주 검색되었는지에 대한 상대적인 검색 양을 의미한다. 선행 연구(Kauffman and Lee, 2010)에 따르면 한 대상이 미디어에 노출되는 경우, 그 대상에 대한 관심이 증가하는 Media Buzz Effect가 존재한다고 밝혔다. 따라서 외부 미디어의 노출 등에 의해서 특정한

운동 종목에 대한 관심이 순간적으로 급증할 수 있기 때문에 외부 유입 경로를 통제하기 위해서 해당 변수를 활용하였다.

마지막으로 개인의 의사 결정에 특정 날이 영향을 미칠 수 있다(Gu et al., 2012). Gu et al.(2012)의 선행 연구에 따르면 개인의 수요는 계절 효과(Seasonality), 명절 효과(Holiday effect)와 같은 시간적인 요소에 영향을 받을 수 있다고 밝혔다. 본 연구는 생활 체육 참여도 또한 여가 시간이 있는 주말과 그렇지 않은 평일에 따라 달리 나타날 수 있다고 판단하여 이를 반영하기 위한 이산 변수 *Weekends*를 추가하였다. *Weekends* 변수는 댓글이 작성된 날짜가 주말이라면 1, 그렇지 않다면 0의 값을 가진다. 그 외의 관측할 수 없는(Unobservable) time variant 요소들은 Time trend를 반영한 함수 $f(t)$ 를 통해 설명이 된다고 판단하여 기타 시간 통제 변수들은 활용하지 않았다.

V. 분 석

5.1 방법론: 회귀-불연속 설계(Regression Discontinuity Design in Time; RDDiT)

본 연구에서는 유튜브 시청자 참여도에 대한 위드코로나 정책의 영향을 측정하기 위해 준실험 설계 방법인 회귀-불연속 설계(Regression Discontinuity Design in Time; RDDiT)을 방법론으로 채택하였다. RDDiT는 인과추론 방법론의 한 종류로서, 경영정보시스템, 행정학, 노동경제학과 같은 다양한 분야에서 정책의 영향을 측정하기 위해서

2) 이산 변수들은 기술통계량에 포함하지 않았다.

활용되는 방법론이다.

RDDit는 회귀-불연속 설계의 하나의 종류로서 배정 변수(Running variable)를 시간(Time)으로 설정하는 방법이다. 전통적인 회귀-불연속 설계(Regression Discontinuity Design; RDD)에서는 배정 변수를 명확한 처치 기준(Assignment rule)에 따라서 설정하였다. 예를 들어, Iliev(2010)는 RDD를 활용하여 미국에서 2004년부터 발효된 사베인스-옥슬리법이 기업의 성과에 미친 영향을 측정하였다. 사베인스-옥슬리법은 유동 주식(Public float)의 가치가 \$7,500만 이상인 기업에게 의무적으로 적용이 되었기 때문에 해당 연구에서는 유동 주식의 가치를 배정 변수로 설정을 하여 유동 주식의 가치가 \$7,500만 이상일 경우 1, 그렇지 않을 경우 0의 값을 부여하여 회귀-불연속 설계를 수행하여 나타나는 종속 변수(재무 제표, 회계 장부 상의 비용 등)의 불연속이 사베인스-옥슬리법에 기인한 것이라고 밝혔다.

반면 RDDit의 경우에는 시간을 배정 변수로 설정을 하여 특정한 날짜 이후의 경우에는 1, 특정한 날짜 이전의 경우에는 0의 값을 부여하여 RDD를 수행하는 것이다. 따라서 정책이 실시된 특정한 시점 전후로 회귀선의 불연속이 존재한다면 회귀선의 높이 차이만큼 정책의 평균 처치 효과(Average Treatment Effect)를 측정할 수 있다. 4.2. 데이터 요약 - 독립변수에서 밝혔듯이, 불연속을 확인하기 위해서는 관측치에 fit하는 Time trend를 반영한 다항 함수 $f(t)$ 를 생성하여야 한다.

본 연구는 현상을 가장 잘 설명하는 함수 $f(t)$ 와 최적 모형을 찾기 위해서 Akaike Information Criterion(AIC)을 활용하였다. AIC는 Information Theory에 근거하여 개발된 Goodness-of-fit measure로서(Burnham and Anderson, 2004) 사회 과학 분야에서 최적 모형을 선정할 때 활용되는 지표 중 하나이다. 사회 과학 분야에서 관측 현상을 완벽하게 설명하는 회귀식은 현실적으로 존재하기 어렵기 때문에 회귀식이 설명할 수 있는 정보의 양은 누락될 수밖에 없다(Burnham and Anderson, 2004;

Hair, 2019). 관측 데이터를 최대한 설명하는 회귀식은 Overfitting 문제를 야기하며 보편성(Generalizability)을 높인 회귀식은 Underfitting 문제를 야기한다. 이처럼 최적 모형을 선택함에 있어 설명력과 보편성은 상충 관계에 놓여있으며 AIC는 모형에 활용된 parameter의 개수를 사용하여 상충 관계를 계산한 값이다.

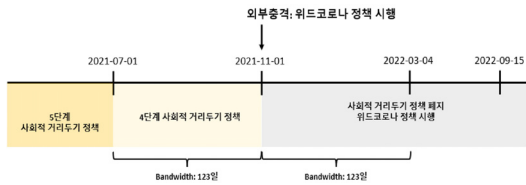
$$AIC = 2k - 2(\log\text{-likelihood}), k: \text{number of parameters}$$

AIC는 다수의 parameter(k)를 활용할수록 그 값이 커지게 되며 이는 즉 모델이 복잡(complex)해진다는 것을 의미한다. AIC는 이처럼 복잡한 모델일수록 페널티를 부여하며 가장 낮은 AIC 값을 가진 모형이 최적 모형으로 선정된다(Fitriyah et al., 2015). 특히 가산 변수(Count variable)를 종속 변수로 삼는 Poisson regression과 Negative binomial regression은 R^2 보다는 pseudo R^2 를 사용하는 것을 권장하고 있으나(Cameron and Windmeijer, 1996) pseudo R^2 의 계산은 parameter의 변화 값에 취약하며 하나의 공통된 공식이 존재하지 않는다. 따라서 본 연구에서는 최적 모형을 선택함에 있어서 가변적인 pseudo R^2 보다 AIC를 활용하였다.

5.2 실증 분석 세팅 설정

우리나라에서 위드코로나 정책은 2021년 11월 1일부터 시행이 되면서 식당, 헬스장과 같은 실내 시설들에 부과되었던 인원 제한 등과 같은 방역 정책들이 완화되었다. 실내 체육 시설들은 샤워실을 운영할 수 있게 되었으며 영업시간 제한이 사라지면 운영의 자율성을 회복할 수 있었다. 위드코로나 정책의 시행은 유튜브의 운동 콘텐츠 소비와 참여에 있어서 외부 충격이라고 이해할 수 있으며 우리나라 국민들이라면 모두 예외 없이 정책의 수혜 대상이 되었다. 더불어 우리나라의 사회적 거리두기 정책은 2020년 3월에 시행된 이후로

여러 단계로 개편이 되어 운영이 되었다. 예를 들어 <그림 2>를 보면 위드코로나 정책이 시행되기 전, 2021년 7월 1일부터 2021년 10월 31일 동안 (123일)에는 4단계로 운영이 된 사회적 거리두기 정책이 시행이 된 반면 2021년 7월 1일 이전에는 5단계로 운영이 된 사회적 거리두기 정책이 시행되었다. 정책의 내용과 엄격성이 날짜마다 다르게 나타날 수 있기에 본 연구에서는 위드코로나 정책의 영향을 정책 시행 전후 123일씩 설정한 국소적인 범위 내에서 파악하고자 한다.



<그림 2> 연구의 실증 분석 설정

다음과 같은 연구 설정을 토대로 RDDiT를 수행하였다. 종속 변수는 가산 변수이고 분산이 평균보다 크게 나타나는 과분산의 문제가 나타나고 있기에, 이를 반영하기 위해서 회귀-불연속 설계를 위해서 음이항회귀분석(Negative binomial regression)을 선택하였다.

$$commentCount_t = \exp(\tau * Policy + f(t) + \sum \beta_i X_{i,t} + \epsilon_{i,t}) \quad (1)$$

식 (1)의 오른쪽의 변수 중 Policy가 정책 시행 여부를 나타내는 이산 변수이고, Policy의 회귀 계수 타우 (τ)가 정책의 영향을 측정하는 평균 처치 효과를 나타낸다. 함수 f(t)는 ElapsedDays를 통해서 만든 함수로서, 모델을 데이터에 맞추기 위해서 거듭제곱 꼴을 포함한 다항함수 형태를 띄고 있다(i.e., ElapsedDays⁴는 모델을 데이터에 맞추기 위한 4차항이다). 더불어 RDDiT를 수행하기 위해서 모델을 데이터에 맞추는 때는 함수의 기울기가 평균 처치 효과를 측정함에 있어서 영향을 줄 수 있다. 예를 들어, 위드코로나 정책 시행 이후 함수

의 기울기가 동일하다(Same)고 가정하여 분석을 진행하게 된다면 Threshold value 전후로 함수 f(t)는 동일한 모양과 형태의 함수를 가지게 될 것이며 함수의 기울기가 다르다(Separate)고 가정한다면 Threshold value 전후로 함수 f(t)는 다른 모양과 형태의 함수를 가지게 될 것이다. 함수의 기울기가 동일한 경우는 ElapsedDays의 거듭제곱꼴의 다항함수로 나타내며 (i.e., ElapsedDays⁴ + ElapsedDays³ + ...) 함수의 기울기가 다른 경우 ElapsedDays의 거듭제곱꼴과 Policy의 Interaction term을 포함하여 함수 f(t)를 생성하였다 (i.e., Policy*ElapsedDays⁴ + Policy*ElapsedDays³ + ...). X들은 통제 변수들을 의미하며 β는 각 통제 변수들의 회귀 계수를 의미한다.

5.3 분석 결과: Main Analysis

<표 3>은 위드코로나 시행 전후 123일을 범위로 설정하여 회귀-불연속 설계를 수행한 결과이다. 회귀-불연속 설계(RDDiT)를 실증 연구에 활용하는 방법에 대해 논의한 선행 연구(Hausman and Rapson, 2018)에 따르면 Time trend를 반영하는 함수 f(t)를 생성할 때 Overfitting 문제를 피하기 위해서 5차 함수 이상은 사용하지 않을 것을 권고하고 있다. 따라서 본 연구에서도 함수 f(t)의 최고차항을 4차, 3차, 2차, 1차 일 때로 설정을 하였으며 Threshold value 전후로 함수의 기울기가 다른 경우 (Separate)와 같은 경우(Same)에 ATE 측정이 달라지기 때문에 기울기 설정에 따라서도 분석을 나누어 진행하였다.

제5.1절에서 밝혔듯 본 연구는 최적 모형을 선정함에 있어서 AIC값을 활용하였다. AIC 값이 낮을수록 생성한 함수가 관측치에 더 fit한다고 말할 수 있으며, 동일한 최고차항을 가지고 있는 경우끼리 비교하였을 때, 함수의 기울기가 Separate인 함수들(열 [1 ~ 4])의 AIC값이 Same일 때(열 [5 ~ 8])에 비해서 모두 낮은 것을 확인할 수 있었다. 더불어f(t)가 4차항을 포함하고 있는 열 (1)의 AIC

〈표 3〉 분석 결과 1

	종속 변수: commentCount, 범위: 2021년 11월 1일 전후 123일							
	함수의 기울기: Separate				함수의 기울기: Same			
	최고차항의 차수				최고차항의 차수			
	4차 (1)	3차 (2)	2차 (3)	1차 (4)	4차 (5)	3차 (6)	2차 (7)	1차 (8)
<i>Policy</i>	0.187** (0.079)	0.049 (0.070)	0.048 (0.052)	0.022 (0.039)	0.039 (0.048)	0.031 (0.046)	0.012 (0.038)	0.084* (0.049)
<i>Confirmed</i>	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000* (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)
<i>Stringency Index</i>	0.010 (0.006)	0.017** (0.006)	0.019*** (0.004)	0.009*** (0.003)	0.017*** (0.006)	0.014*** (0.003)	0.015*** (0.003)	0.015*** (0.004)
<i>Average Temperature</i>	-0.003 (0.003)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	-0.004 (0.004)
<i>Daily Google Trend</i>	0.009*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.011*** (0.003)	0.014*** (0.004)	0.012*** (0.003)	0.012*** (0.003)	0.012*** (0.003)	0.017*** (0.004)
<i>Weekends</i>	-0.092*** (0.018)	-0.098*** (0.019)	-0.100*** (0.019)	-0.090*** (0.019)	-0.099*** (0.019)	-0.097*** (0.019)	-0.096*** (0.019)	-0.072*** (0.024)
<i>Constant</i>	5.327*** (0.301)	5.118*** (0.304)	5.002*** (0.174)	5.367*** (0.157)	5.063*** (0.264)	5.205*** (0.172)	5.143*** (0.150)	5.247*** (0.198)
Observations	246	246	246	246	246	246	246	246
Log-Likelihood	-1,334.826	-1,350.126	-1,350.324	-1,362.651	-1,352.886	-1,353.130	-1,353.409	-1,419.958
Akaike Inf. Crit. (AIC)	2,699.651	2,726.252	2,722.647	2,743.301	2,727.771	2,726.261	2,724.819	2,855.915

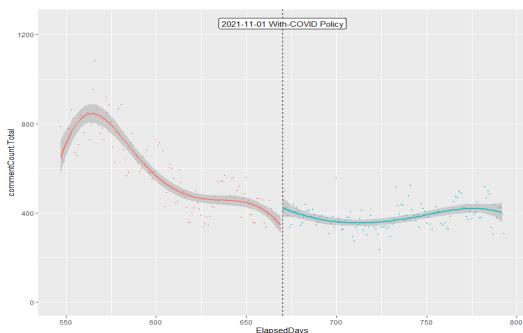
Note: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

가 함수의 기울기가 Separate인 함수 중에서도 가장 낮았기에 본 연구의 분석의 기준은 기울기가 Separate인 4차함수 형태(모형 [1])로 선택하였다.

분석 결과, *Policy*의 회귀계수는 통계적으로 유의하고 양수의 값을 띄고 있다(0.187, $p < 0.05$). 이 결과는 위드코로나 정책 시행 이후로 유튜브의 운

동 콘텐츠의 참여도는 오히려 약 21% 정도 증가했다는 것을 의미한다(<그림 3>). 반면 보다 낮은 차수의 다항함수 꼴을 가진 회귀-불연속 설계에서 *Policy*의 회귀계수는 통계적으로 유의하지 않았는데, 이 이유는 제5.4절에서 구체적으로 기술한다.

추가적으로 열 (1)의 통제 변수들의 회귀 계수들을 보면 *Daily Google Trend*와 *Weekends*의 회귀 계수가 통계적으로 유의한 것을 확인할 수 있었



〈그림 3〉 4차항을 포함한 회귀-불연속 설계 그래프3)

3) 본 <그림 3>은 R에서 제공하는 ggplot2 패키지를 활용하여 제작한 것으로 y축에는 종속 변수(commentCount), x축에는 ElapsedDays를 통해서 Threshold value (2021년 11월 1일)를 기준으로 함수 $f(t)$ 에 discontinuity가 존재하는지 2차원으로 나타낸 그림이다. 통제 변수들을 포함한 다변량 회귀분석을 2차원으로 시각적으로 나타내기에는 패키지 자체의 한계가 존재하기 때문에 시각적으로 discontinuity를 명확히 나타내기 위해서 ElapsedDays만을 활용하여 시각화하였다.

다. *Daily Google Trend*는 통계적으로 유의하면서 양수의 회귀 계수를 가지고 있는데(0.009, $p < 0.01$), 이는 외부 미디어에서의 언급 또는 외부 검색 엔진으로부터의 유입이 시청자 참여도에 영향을 미치는 요인임을 의미한다. 또한 이산 변수 *Weekends*는 통계적으로 유의하면서 음수의 회귀 계수를 가지고 있고(-0.092^{***}, $p < 0.01$), 이는 유튜브 운동 콘텐츠의 시청자들의 참여도는 평일보다는 주말에 감소한다는 것을 의미한다. 주말에는 사람들이 유튜브 운동 콘텐츠를 소비하고 참여하기보다는 다른 활동에 더 몰두하기 때문에 다음과 같은 결과가 나타났을 수 있다.

5.4 분석 결과: Subgroup Analysis

제5.3절의 분석 결과, 위드코로나 정책 시행 이후 유튜브 운동 콘텐츠의 참여도는 전반적으로 증가했다는 것을 확인할 수 있었지만 4차합수보다 낮은 차수의 함수를 가진 모형들에서는 불연속을 확인할 수 없었다. 따라서 이를 규명하기 위해서 본 연구에서는 표본을 두 집단으로 나누어 부분 집단 분석을 진행하였다.

부분 집단 분석을 위해서, 수집한 2,296개의 동영상들을 기회 비용(명시적 비용 + 묵시적 비용) 관점에서 “고비용 집단”과 “저비용 집단”으로 재분류하였다. 첫째, 명시적 비용은 운동을 했을 때 실제로 사용되는 비용으로 *Cost of physical education professionals*와 *Cost of material*을 기준으로 판단하였다(Papini *et al.*, 2021). *Cost of physical education professionals*는 강사 비용 혹은 월급을 의미

하며 한국에서는 요가와 필라테스 수업이 스튜디오에서 강사의 지도 하에 이루어지는 경우가 많고 강사료가 상대적으로 높은 편이다. 반면, 홈트레이닝, 유산소 운동, 타바타 운동, 맨손 운동, 스트레칭은 원하는 장소(집, 개인 사무실, 야외 등)에서 자유롭게 이루어지며 특별한 강사의 지도가 없이도 이루어지는 경우가 많다. 또한 *Cost of material*은 운동에 활용하는 도구들 및 준비물의 비용을 의미하며 명시적 비용의 구성 요소 중 하나이다. 필라테스는 고가의 기구(캐딜락, 리포머, 래더 배럴, 체어, 스프링 보드)들을 필요로 하는 경우가 많으며 이를 개인적인 공간에 구비하기에는 명시적 비용이 높은 종목이다. 하지만 요가, 홈트레이닝, 유산소 운동, 타바타 운동, 맨손 운동, 스트레칭은 간단한 소도구를 활용하는 경우가 많기 때문에 *cost of material*이 상대적으로 낮다.

둘째, 묵시적 비용은 운동을 하기로 결정하였을 때 포기해야 하는 대안의 비용으로서, 본 연구는 시간 비용(*Time cost*)을 묵시적 비용의 구성 요소로 판단하였다(Hagberg *et al.*, 2020). 또한 접근성(*Accessibility*)이 *Time cost*에 큰 영향을 끼친다고 판단하여 접근성과 시간 비용을 토대로 운동 종목의 묵시적 비용을 계산하였다. 예를 들어, 요가와 필라테스 강의는 일반적으로 스튜디오에서 강사의 지도 하에 이루어지기 때문에 강사의 스케줄에 맞춰야 하는 경우가 많아서 접근성이 낮아지고 시간 제약이 발생하여 묵시적 비용이 증가하게 된다. 심지어는 한 세션 당 일정 인원(1세션 당 5인 수업)이 모집되어야 세션이 시작되는 경우가 있을 정도로 해당 종목들의 접근성은 상대적으로

〈표 4〉 분류 기준에 따른 고비용 집단과 저비용 집단 분류

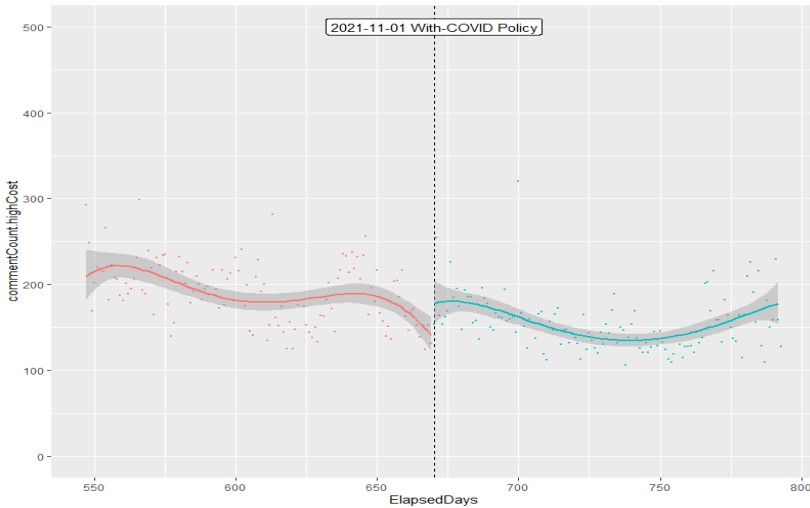
운동 종목	명시적 비용		묵시적 비용	분류
	Cost of physical education professionals	Cost of Material	Time Cost	
필라테스	High	High	High	고비용 집단
요가	High	Low ~ Average	High	고비용 집단
홈트레이닝, 유산소 운동, 타바타 운동, 맨손 운동, 스트레칭	Low	Low ~ Average	Low	저비용 집단

낮은 편에 속하며 참여자들의 시간 비용을 증가시킨다. 한편 홈트레이닝, 유산소 운동, 타바타 운동, 맨손 운동, 스트레칭의 경우에 개인이 시작하기에 용이하고 타인의 시간 제약으로부터 자유로워 시간 비용이 상대적으로 낮다.

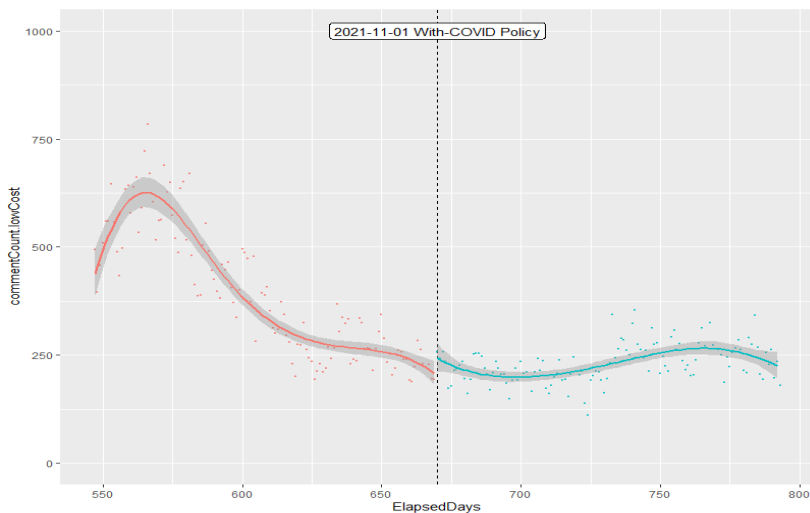
이러한 분류 기준에 따라 고비용 집단은 요가와 필라테스 종목에 속하는 623개의 동영상으로 이

루어져 있으며, 저비용 집단은 홈트레이닝, 유산소 운동, 타바타 운동, 맨손 운동, 스트레칭 종목에 속하는 1,673개의 동영상으로 이루어져 있다. 부분 집단 분석은 제5.2절의 식 (1)을 동일하게 활용하여 진행하였다.

<그림 4>와 <그림 5>는 각각 고비용 집단과 저비용 집단을 표본으로 하여 회귀-불연속 설계를



<그림 4> 고비용 집단의 4차항을 포함한 회귀-불연속 설계 그래프



<그림 5> 저비용집단의 4차항을 포함한 회귀-불연속 설계 그래프

수행한 결과를 시각화한 것이고 <표 5>는 부분 집단 분석의 결과를 정리한 표이다. 모든 분석은 bandwidth를 123일로 설정하여 분석을 진행하였고 f(t)는 Threshold value 전후로 각기 다른 기울기를 가지고 있다.

고비용 집단 분석(열 [1 ~ 4])에서 Policy의 회귀 계수는 전반적으로 통계적으로 유의하고 양의 값을 가지고 있다. 이것은 요가와 필라테스 종목의 유튜브 운동 콘텐츠들의 시청자 참여도는 위드코로나 정책 시행 이후로 증가하였다는 것을 의미한다. 반면, 저비용 집단의 분석(열 [5 ~ 8])에서 Policy의 회귀 계수는 모두 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났는데, 이는 해당 종목들의 콘텐츠의 시청자 참여도는 위드코로나 정책 시행 전후로 불연속이 나타나지 않았다는 것을 의미한다. 이를

통해서 위드코로나 정책이 온라인 피트니스 콘텐츠의 참여도에 미치는 영향은 기회 비용의 관점에서 이질성이 존재한다는 것을 확인할 수 있었다.

더불어 이러한 부분 집단 분석의 결과는 5.3.의 <표 3>에서 모델 (2) ~ (4)의 Policy의 회귀계수가 (1)과 일관되지 않은 이유를 설명해준다. Policy의 회귀 계수는 평균 처치 효과(ATE)로서, 해당 값은 Treatment를 받는 대상의 숫자에 의해 값이 변화하게 된다. 따라서 고비용 집단 분석에서 일관되게 나타나는 불연속, 즉 평균 처치 효과가 저비용 집단에 의해서 희석되었기 때문이라고 이해할 수 있다. 고비용 집단(모형 [1])에서 평균 처치 효과가 32%로 전체 표본을 활용한 분석의 평균 처치 효과인 21%보다 훨씬 더 큰 모습을 나타낸다는 사실이 다음과 같은 해석을 지지한다.

<표 5> 분석 결과 2: 부분집단 분석(Subgroup Analysis)

	종속 변수: commentCount, 함수의 기울기: Separate							
	고비용 집단				저비용 집단			
	최고차항의 차수				최고차항의 차수			
	4차 (1)	3차 (2)	2차 (3)	1차 (4)	4차 (5)	3차 (6)	2차 (7)	1차 (8)
Policy	0.280*** (0.108)	0.193*** (0.092)	0.140** (0.069)	0.043 (0.050)	0.119 (0.093)	-0.033 (0.081)	-0.013 (0.061)	-0.013 (0.047)
Confirmed	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)
Stringency Index	0.005 (0.009)	0.009 (0.008)	-0.003 (0.005)	-0.004 (0.004)	0.010 (0.007)	0.019*** (0.007)	0.029*** (0.005)	0.013*** (0.004)
Average Temperature	-0.009* (0.004)	-0.006 (0.004)	-0.005 (0.004)	-0.0003 (0.004)	0.001 (0.004)	0.005 (0.004)	0.004 (0.004)	0.003 (0.003)
Daily Google Trend	0.002 (0.002)	0.003 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003* (0.002)	0.009** (0.004)	0.010** (0.004)	0.011** (0.004)	0.013*** (0.004)
Weekends	-0.037 (0.025)	-0.044* (0.025)	-0.040 (0.025)	-0.034 (0.025)	-0.138*** (0.021)	-0.144*** (0.021)	-0.150*** (0.021)	-0.142*** (0.023)
Constant	4.712*** (0.420)	4.638*** (0.407)	5.278*** (0.240)	5.262*** (0.210)	4.811*** (0.346)	4.564*** (0.344)	4.013*** (0.199)	4.614*** (0.177)
Observations	246	246	246	246	246	246	246	246
Log-Likelihood	-1,166.385	-1,172.610	-1,174.619	-1,177.244	-1,257.415	-1,267.834	-1,270.509	-1,287.840
Akaike Inf. Crit. (AIC)	2,362.771	2,371.220	2,371.237	2,372.487	2,544.830	2,561.668	2,563.019	2,593.680

Note: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

5.5 분석 결과: Sensitivity Analysis

RDDiT의 분석 결과는 설정한 날짜의 범위 (Bandwidth)에 따라 달라질 수 있기 때문에 본 연구에서는 123일이 아닌 다른 bandwidth들로 설정하여 추가적인 분석을 진행해보았다. 회귀-불연속 설계에서 필요한 bandwidth를 설정하는 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 그 중 첫 번째 방법인 Ad-Hoc 방법은 연구자가 임의로 bandwidth를 설정하여 분석에 활용하는 방법이고, 사회적 거리두기 정책 운영 기간에 따라 bandwidth를 123일로 설정한 본 연구가 Ad-Hoc 방법을 따른 것이다. Ad-Hoc 방법을 선택한 선행 연구(Ozturk *et al.*, 2019)에 따라, 본 연구에서는 기존의 123일로 설정한 bandwidth에서 각각 2주(14일)를 뺀 109일, 2주(14일)를 더한 137일을 대안 bandwidth로 선택하였다. 두 번째 방법은 수학적 계산을 통해서 Variance+Bias²의 합을 최소화하는 Plug-In 방법이다. Imbens and Kalyanaraman(2012)의 계산식을 통해서 최적 bandwidth는 115일로 계산되었으며, 본 연구에서는 다음과 같은 두 가지 방법을 통해 총

4가지 bandwidth(109일, 137일, 115일)을 대안으로 설정하여 Sensitivity Analysis를 수행하였다.

<표 6>은 각각 다른 bandwidth들을 설정하여 전체 표본, 고비용 집단과 저비용 집단 별로 각각 회귀-불연속 설계를 수행한 결과를 정리한 표이며, 열 (1)부터 열 (12)의 모형은 모두 4차항을 최고 차항으로 가지고 기울기가 다른 함수들을 활용하였다. 전체 표본(열 [1 ~ 4])의 Policy의 회귀 계수는 통계적으로 유의하고 양의 값을 지녔으며, 이는 운동 콘텐츠들의 시청자 참여도는 위드 코로나 정책 시행 전후 109일, 137일, 115일 동안 각각 약 23%, 19%, 24% 정도 증가했다는 것을 의미한다. 고비용 집단(열 [5 ~ 8])의 Policy의 회귀 계수 또한 통계적으로 유의하고 양의 값을 지녔으며 저비용 집단(열 [9 ~ 12])에서는 그러한 양상을 확인할 수 없었다.

즉, 위드코로나 정책 시행 전후로 나타나는 전반적으로 일관된 불연속은 5.3과 5.4의 분석 결과가 123일이라는 특정한 bandwidth에 의해서 도출된 결과가 아니라는 것을 의미한다. 이에 더불어 종속 변수에서 나타나는 불연속이 위드코로나 정

<표 6> 분석 결과 3

	종속 변수: commentCount, 함수의 기울기: Separate, 최고차항의 차수: 4차											
	전체				고비용 집단				저비용 집단			
	123일 (1)	109일 (2)	137일 (3)	115일 (4)	123일 (5)	109일 (6)	137일 (7)	115일 (8)	123일 (9)	109일 (10)	137일 (11)	115일 (12)
Policy	0.187** (0.079)	0.210** (0.086)	0.176** (0.077)	0.218*** (0.081)	0.280*** (0.108)	0.420*** (0.110)	0.291*** (0.105)	0.361*** (0.108)	0.119 (0.093)	0.076 (0.100)	0.099 (0.090)	0.121 (0.096)
Confirmed	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000* (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000** (0.000)
Stringency Index	0.010 (0.006)	0.012 (0.010)	0.013*** (0.003)	0.012* (0.007)	0.005 (0.009)	0.028** (0.014)	0.007 (0.005)	0.005 (0.010)	0.010 (0.007)	0.004 (0.012)	0.015*** (0.004)	0.012 (0.008)
Average Temperature	-0.003 (0.003)	-0.002 (0.003)	-0.004 (0.003)	-0.002 (0.003)	-0.009* (0.004)	-0.008* (0.004)	-0.014*** (0.004)	-0.008* (0.005)	0.001 (0.004)	0.003 (0.004)	0.003 (0.004)	0.002 (0.004)
Daily Google Trend	0.009*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.008*** (0.003)	0.009*** (0.003)	0.002 (0.002)	0.004** (0.002)	0.003 (0.002)	0.003* (0.002)	0.009** (0.004)	0.008* (0.004)	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)
Weekends	-0.092*** (0.018)	-0.095*** (0.019)	-0.094*** (0.017)	-0.089*** (0.018)	-0.037 (0.025)	-0.051** (0.025)	-0.045* (0.023)	-0.027 (0.025)	-0.138*** (0.021)	-0.131*** (0.022)	-0.134*** (0.020)	-0.135*** (0.021)
Constant	5.327*** (0.301)	5.155*** (0.502)	5.212*** (0.160)	5.176*** (0.340)	4.712 (0.420)	3.494*** (0.664)	4.666*** (0.248)	4.613*** (0.470)	4.811 (0.346)	5.106*** (0.585)	4.621*** (0.206)	4.698*** (0.390)
Observations	246	218	274	230	246	218	274	230	246	218	274	230
Log-Likelihood	-1,334.83	-1,180.46	-1,496.86	-1,244.26	-1,166.39	-1,018.73	-1,305.41	-1,081.07	-1,257.42	-1,110.71	-1,409.46	-1,172.50
AIC	2,699.651	2,390.926	3,023.721	1,266.245	2,362.771	2,067.452	2,640.829	2,192.141	2,544.830	2,251.413	2,848.918	2,374.991

책에 의해 기인한 것이라는 것을 밝히기 위해 추가적인 분석 결과 및 해석은 부록(Appendix)에 기술하였다.

5.6 가능한 메커니즘

위드코로나 정책을 시행하여 사람들이 운동을 할 수 있는 선택지가 넓어지고 원래의 삶으로 돌아갈 수 있음에도 불구하고, 높은 기회 비용을 가지는 종목들의 온라인 콘텐츠 참여도는 오히려 증가하였다. 이러한 결과는 온라인 피트니스 콘텐츠가 오프라인 프로그램에 대해서 비교 우위가 존재하기 때문에 나타나는 것이라고 판단하였고, 따라서 다음 절에서는 고비용 집단에서 나타난 긍정적인 평균 처치 효과가 나타난 원인 및 메커니즘에 대해서 설명하면서 온라인 피트니스 콘텐츠가 가지는 강점과 본질에 대해 논의한다.

첫 번째 가능한 메커니즘은 온라인 피트니스 콘텐츠가 가지는 유연성(Flexibility)이다. 제5.4절의 집단 분류 기준에 밝혔듯이, 한국에서 고비용 집단에 속하는 운동 종목들에 대한 접근성은 상대적으로 낮은 편이다. 해당 종목들의 강의는 주로 자격증을 가진 강사의 스튜디오에서 이루어지는 경우가 많기 때문에 사람들은 해당 스튜디오에 직접 규칙적으로 방문을 해야 한다. 또한 소수의 강사가 여러 수강생을 가르쳐주기 때문에 수강생의 일정을 강사에게 맞춰야 하는 경우도 자주 발생하며, 한 세션을 진행하기 위해서 최소 인원이 모여야 강의(i.e. 1회 세션을 진행하기 위해서 5인이 등록해야 함)를 시작할 수 있는 경우도 존재한다. 이처럼 낮은 접근성과 그로 말미암은 낮은 유연성은 사람들로 하여금 오프라인 강의를 수강하기 어렵게 만드는 진입장벽 중 하나였다. 하지만 온라인 피트니스 콘텐츠는 시간과 공간이라는 물리적인 제약을 극복할 수 있는 성격을 지니고 있으며, 높은 접근성과 뛰어난 유연성을 가지고 있다. 온라인 피트니스 콘텐츠는 언제든지 내가 원하는 시간에 재생이 가능하며, 어려운 동작에 집중하기

위해서 콘텐츠를 일시 정지하거나 되돌아 갈 수도 있는 등 수강생에게 친화적인 특성을 지니고 있다. 또한 강사의 스튜디오에 방문하지 않더라도 집이나 개인 공간에서 충분히 따라할 수 있기 때문에 공간의 제약에서도 자유로운 특성을 가지고 있다.

두 번째 가능한 메커니즘은 온라인 피트니스 콘텐츠의 저렴한 비용이다. 우리나라에서 요가와 필라테스는 상대적으로 비싼 운동 종목들 중 하나이다. 문화체육관광부 체육진흥과의 국민생활체육조사(2021)에 따르면 규칙적인 체육 활동을 지속함에 있어서 소득 수준이 중요한 선행 조건이라고 밝힌 응답은 전체 4위였으며, 요가와 필라테스는 금전적으로 안정된다면 참여하고 싶은 운동 종목 2위로 꼽히면서 해당 고비용 집단의 운동 종목들의 높은 수강료가 많은 사람들에게 부담이 된다는 것을 확인할 수 있다. 유튜브에서 제공되는 운동 콘텐츠들 대부분이 무료라는 점에서 온라인 피트니스 콘텐츠가 사람들에게 매력적으로 다가갈 수도 있다.

온라인 피트니스 콘텐츠를 소비하는 실제 사용자의 인터뷰와 같은 사례 증거도 다음과 같은 메커니즘이 존재할 수 있다는 것을 지지한다. 월 수강료 50,000원에 온라인 요가 강좌를 수강하는 한 사용자가 밝히기를(김은비, 2021), 그녀는 출근 시간 전에 운동을 즐기기 때문에 언제든지 강의를 들을 수 있는 온라인 요가 강좌가 편리하다고 말하였으며 집에서 온라인으로 수강할 수 있기 때문에 실제 스튜디오에서 운동할 때와 달리 운동을 마친 후에 샤워를 하기도 용이하고 마스크를 쓰지 않고 운동을 할 수 있기 때문에 훨씬 더 편리하다고 밝혔다. 더불어 월 50,000원이라는 가격은 합리적이기 때문에 그녀는 온라인 요가 강좌의 만족도가 매우 높다고 밝히면서 유연성 및 편의성, 낮은 가격이 온라인 피트니스 콘텐츠를 선택한 요인임을 알 수 있었으며, 온라인 피트니스 콘텐츠는 오프라인 헬스장들의 대체재로서 역할을 할 수 있음을 확인할 수 있었다.

VI. 결과 및 기여

6.1 결과

2021년 11월 1일 시행된 위드코로나 정책은 우리 사회의 다양한 분야에 광범위한 변화를 이끌었다. 따라서 위드코로나 정책의 시행이 온라인 피트니스 산업과 해당 산업에 진입하는 기업들에게 영향을 줄 것이라는 우려가 나타나기 시작하였다. 본 연구는 위드코로나 정책이 온라인 피트니스 산업에 미친 영향을 인과 추론 방법을 통해서 살펴보고 이를 통해 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격과 강점에 대해 밝히고자 하였다.

이를 위해 본 연구는 코로나19 팬데믹 기간동안 인기 있었던 피트니스 종목들(홈트레이닝, 요가, 유산소 운동, 타바타 운동, 맨몸 운동, 스트레칭, 필라테스)의 유튜브 온라인 콘텐츠를 선정하여 회귀-불연속 설계를 수행하였다. 분석 결과, 전체 표본에서 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청 지표는 약 21% 정도 증가한 양상을 보이면서 앞선 우려와는 달리 오히려 위드코로나 정책 시행 이후 온라인 피트니스 콘텐츠에 대한 관심이 증가한 모습을 보여주었다. 기회 비용에 따라 분류한 부분 집단 분석에서는 고비용 집단의 온라인 콘텐츠의 시청 지표는 약 32% 정도 증가한 반면 저비용 집단의 온라인 콘텐츠의 지표는 변화하지 않은 이질성 또한 확인할 수 있었다.

본 연구는 다음과 같은 분석 결과를 토대로 온라인 피트니스 콘텐츠의 유연성 및 편의성과 낮은 비용이 이질성의 원인 및 시청 지표가 증가할 수 있었던 메커니즘이라고 제시하였으며, 그렇기 때문에 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격이 오프라인 피트니스 프로그램(헬스장 등)의 대체재로 활용되었음을 밝혔다.

6.2 연구의 기여

본 연구는 분석 결과를 토대로 다음과 같은 학

술적 기여도에 대해 논의하고 실무적 제언을 제공하고자 한다. 첫 번째로, 본 연구는 회귀-불연속 설계라는 준실험 설계 방법을 활용하여 온라인 피트니스 산업과 관련한 기존의 선행 연구에 기여하였다. 기존의 연구들이 설문 조사와 같은 스스로 응답한 데이터에 의존하여 기술적인 서술을 함께 그친 반면에, 본 연구는 실증 데이터를 활용하여 인과 관계를 밝혀내고자 하였다는데 이론적 의의가 있다. 두 번째로, 본 연구는 온라인 피트니스 콘텐츠의 본질이 대체재라는 것을 밝히며 기존 연구들에 기여한다. 온라인 피트니스 콘텐츠의 성격에 대한 합의가 존재하지 않는 상황에서, 본 연구는 온라인 피트니스 콘텐츠가 오프라인 프로그램에 대한 대체재가 될 수 있음을 밝히며 선행 연구들의 논의에 기여하였다. 더불어 본 연구에서는 외부 기온이 체육 활동에 영향을 줄 수 있기 때문에 온라인 피트니스 콘텐츠가 대체재라는 사실을 밝힐 수 없다(Sui *et al.*, 2020)는 한계를 외부 기온을 분석의 통제 변수에 추가하여 극복하였다. 마지막으로 본 연구는 Media Buzz Effect, 기온, 주말 효과가 온라인 피트니스 콘텐츠의 참여도에 유의미한 영향을 끼친다는 것을 밝혔고, 후속 연구들이 실증 분석에서 활용할 수 있는 요인들을 밝히면서 온라인 플랫폼에 대한 연구의 흐름에도 기여하였다.

더불어 연구자들은 분석 결과를 토대로 온라인 피트니스 플랫폼 비즈니스와 온라인 콘텐츠 제작자들에게 실무적 제언을 제공하고자 한다. 첫 번째로, 온라인 피트니스 플랫폼은 취급하는 콘텐츠들을 선택함에 있어서 운동 종목들의 기회 비용을 고려할 것을 권장한다. 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청자 참여도는 기회 비용이 높은 종목들(요가, 필라테스)에서 크게 증가한 모습을 보여주었으며, 이는 해당 종목의 온라인 콘텐츠가 오프라인 프로그램에 대해 가지는 비교우위가 있다는 것을 의미한다. 해당 비교 우위는 온라인 콘텐츠의 높은 유연성과 낮은 가격에 기인하는 것으로, 온라인 피트니스 플랫폼들이 저렴한 가격 혹은 구독 경제의

형태로 콘텐츠를 보급한다면 사용자층을 쉽게 확보할 수 있을 것이다. 더불어 이러한 전략은 단순히 신생 온라인 피트니스 플랫폼들만 수행할 수 있는 것이 아니라 기존의 오프라인 실내체육시설에게도 유효할 것이다. 실제로 코로나19 확산이 가속화된 2020년 초반에 미국 헬스장 프랜차이즈인 플래닛 피트니스(Planet Fitness)는 사용자들에게 온라인 콘텐츠를 제작하여 제공하였다. 이러한 노력 덕분에 플래닛 피트니스는 사용자를 잃지 않을 수 있었으며 “24 Hour Fitness”와 “Gold’s Gym”과 같은 다른 미국의 헬스장 프랜차이즈들이 파산 신청을 할 때 유일하게 생존할 수 있었다(Medium, 2020). 이처럼 오프라인 헬스장이 온라인 피트니스 콘텐츠를 제작하는 하이브리드 전략은 장기적인 성장 동력이 될 수 있다. 둘째, 온라인 피트니스 플랫폼들이 온라인 콘텐츠뿐만 아니라 상호 작용한 소형 도구 및 웨어러블 디바이스(Wearable device)를 같이 제작하여 공급하는 것은 새로운 비즈니스 모델이 될 수 있을 것이다. 높은 기획비용을 가지는 운동 종목들(요가, 필라테스)은 큰 기구 혹은 넓은 공간을 요구하는 경우가 많은데 소형 도구를 같이 제공하는 것은 소비자가 인식하는 묵시적 비용을 낮출 수 있을 것이다. 적은 비용으로 집을 오프라인 실내체육시설의 환경처럼 재구성할 수 있다는 점은 홈짐 (Home Gym)을 구축하고 싶은 많은 소비자들에게 매력적일 것이다. 또한 웨어러블 디바이스를 활용한다면 운동이 끝난 이후에도 운동 자세를 교정하고 모니터링할 수 있게 함으로서 일회성 성격이 강한 오프라인 피트니스 프로그램이 가지는 시간의 제약을 극복할 수 있을 것이다. 셋째, 온라인 콘텐츠의 업로드 일정 관리에 대한 중요성을 언급하며 온라인 피트니스 플랫폼 운영에 대한 제언을 제시하였다. 분석에 따르면 주말 보다는 평일에 온라인 피트니스 콘텐츠의 참여도가 높게 나타났다. 따라서 플랫폼 비즈니스들과 온라인 콘텐츠 제작자들은 주말보다는 평일에 콘텐츠를 업로드하는 것이 시청자의 참여도를 극대화하는데 용이할 것이다. 더불어, 평

일 중에서도 어떤 시간대에 영상을 업로드하는 것이 가장 효율적인지 확인하면서 온라인 피트니스 플랫폼과 채널을 운영함에 있어서 영감을 받을 수 있을 것이다.

6.3 연구의 한계

본 연구는 선행 연구들과 마찬가지로 한계점이 존재한다. 첫 번째로 비록 유튜브가 우리나라에서 가장 많이 활용되고 있는 온라인 동영상 웹사이트이지만, 유튜브가 온라인 피트니스 산업의 모든 부분을 대표하기는 어렵다는 점이다. 애플 피트니스 플러스나 삼성 헬스, 펠로톤과 같은 구독형 서비스를 제공하는 온라인 피트니스 채널 또한 존재하고 많은 사용자층을 가지고 있기 때문에 후속 연구가 이러한 유료 서비스를 고려하여 분석을 진행한다면 또 다른 시사점을 제공할 수 있을 것이다. 두 번째로, 선택한 표본이 모든 시청자의 행동을 반영하기 어렵다는 점에서 연구는 한계점을 가진다. 본 연구는 실제로 사용자들이 유튜브에 유입되는 행동과 경로를 반영하기 위해서 구글 트렌드를 통해 검색어를 선정하였지만 분석을 위해서 검색어를 선택한 과정 자체가 편향(Selection Bias)을 일으킬 수 있다. 더불어 분석에 있어서 유튜브에서 인기 있는 인플루언서들의 채널이 그렇지 않은 다른 채널보다 더 큰 영향력을 행사했을 가능성 또한 존재한다. 따라서 인플루언서들의 채널만을 별도로 선택하여 부분 집단 분석을 진행한다면 본 연구의 시사점을 재확인하고 검증할 수 있을 것이다. 세 번째로, 본 연구에서는 분석 결과가 나올 수 있었던 메커니즘에 대해 논의하고 있으나 그 메커니즘이 실재하는지는 밝힐 수 없었다. 후속 연구에서 온라인 피트니스 콘텐츠의 유연성 및 편의성과 낮은 가격을 변수로서 활용하여 본 연구에서 제시한 메커니즘이 실재하는지 검증한다면 온라인 피트니스 산업에 대한 이해를 높일 수 있는 기회가 될 것이다. 마지막으로 본 연구는 한국이라는 지역과 문화권에 제한되어 있다. 온라인

운동 콘텐츠의 소비 정도와 실제 체육 활동의 양상은 나라와 문화권마다 다르게 나타날 수 있기 때문에 본 연구의 시사점은 다른 나라에까지 일반화되어 적용되기 어려울 수 있다는 한계점이 존재한다.

VII. 결론

2021년 11월 1일, 국내에서 위드코로나 정책이 시행되어 사람들의 일상이 다시 이전으로 돌아갈 수 있게 되었고, 운동을 할 수 있는 장소 또한 집에서 헬스장 및 기타 실내체육시설로 확장되었다. 실내 체육 시설들은 샤워실을 운영할 수 있고, 영업 시간 제한 등이 사라지는 등 운영에 있어서 자율성을 보장받게 되었고 실내체육시설 운영자들은 떠났던 소비자들이 돌아올 것을 기대하였다. 하지만 이러한 기대와 동시에 온라인 피트니스 산업의 성장이 지체될 것이라는 걱정스러운 시선 또한 나타나면서 불안한 전망이 예상되기도 하였다. 걱정과 달리 온라인 피트니스 콘텐츠의 시청 지표는 위드코로나 정책 시행 이후 오히려 증가한 양상을 보여주며, 온라인 피트니스 산업의 최근의 빠른 성장은 단발적인 팬데믹에 기인한 것이 아니라 고유의 강점에 의한 것이라는 것을 보여주었다.

참고 문헌

- [1] 김은비, “출근 전 30분 온라인 요가, 기분 좋은 하루를 만드는 루틴이 생겼다”, *The JoongAng*, 2021. 9. 25., Available at <https://www.joongang.co.kr/article/25009559#home>.
- [2] 한국바이오협회, 염지원, 오기환, “코로나19 이후 급부상하고 있는 디지털헬스산업”, 2021, Available at https://www.koreabio.org/board/board.php?bo_table=report&idx=78.
- [3] 문화체육관광부 체육진흥과, “국민생활체육조사”, 2021, Available at https://www.mcst.go.kr/kor/s_policy/dept/deptView.jsp?pSeq=1573&pDataCD=0417000000&pType=.
- [4] 한국과학기술기획평가원, “과학기술&ICT 정책 기술 동향”, 과학기술정보통신부, 제171호, 2020, Available at <https://now.k2base.re.kr/portal/pblict/politrendpblict/list.do?menuNo=200030>.
- [5] Ananthakrishnan, U. M., J. Chen, and A. Susarla, “The Great Reset That Never Was: The Fitness Sector in the Aftermath of the Covid-19 Pandemic”, 2022, Available at SSRN 3740143.
- [6] Bonander, C., D. Stranges, J. Gustavsson, M. Almgren, M. Inghammar, M. Moghaddassi, A. Nilsson, J. C. Pujol, C. Steves, and P. W. Franks, “A regression discontinuity analysis of the social distancing recommendations for older adults in Sweden during COVID-19”, *European Journal of Public Health*, Vol.32, No.5, 2022, pp. 799-806.
- [7] Bozdogan, H., “Model selection and Akaike’s information criterion (AIC): The general theory and its analytical extensions”, *Psychometrika*, Vol.52, No.3, 1987, pp. 345-370.
- [8] Burnham, K. P. and D. R. Anderson, “Multimodel inference: Understanding AIC and BIC in model selection”, *Sociological Methods & Research*, Vol.33, No.2, 2004, pp. 261-304.
- [9] Cameron, A. C. and F. A. Windmeijer, “R-squared measures for count data regression models with applications to health-care utilization”, *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol.14, No.2, 1996, pp. 209-220.
- [10] Ding, D., B. del Pozo Cruz, M. A. Green, and A. E. Bauman, “Is the COVID-19 lockdown nudging people to be more active: A big data analysis”, *BMJ Publishing Group Ltd and British Association of Sport and Exercise Medicine*, Vol.54, 2020, pp. 1183-1184.
- [11] Fitriyah, H., A. Kurnia, and F. M. Afendi, “Negative binomial regression methods to analyze

- factors affecting child mortality rates in west java”, *Proceeding of International Conference on Research, Implementation and Education of Mathematics and Sciences 2015 (ICRIEMS 2015)*, Yogyakarta State University, 17-19 May 2015.
- [12] Gu, B., J. Park, and P. Konana, “Research note-the impact of external word-of-mouth sources on retailer sales of high-involvement products”, *Information Systems Research*, Vol.23, No.1, 2012, pp. 182-196.
- [13] Hagberg, L., S. Lundqvist, and L. Lindholm, “What is the time cost of exercise? Cost of time spent on exercise in a primary health care intervention to increase physical activity”, *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, Vol.18, No.1, 2020, pp. 1-7.
- [14] Hair, J.F., W. Black, B. Babin, and R. Anderson, *Multivariate Data Analysis* (Eighth Edition). Cengage, 2019.
- [15] Hausman, C. and D. S. Rapson, “Regression discontinuity in time: Considerations for empirical applications”, *Annual Review of Resource Economics*, Vol.10, 2018, pp. 533-552.
- [16] Iliev, P., “The effect of SOX Section 404: Costs, earnings quality, and stock prices”, *The Journal of Finance*, Vol.65, No.3, 2010, pp. 1163-1196.
- [17] Imbens, G. and K. Kalyanaraman, “Optimal bandwidth choice for the regression discontinuity estimator”, *The Review of Economic Studies*, Vol.79, No.3, 2012, pp. 933-959.
- [18] Kadakia, S., C. Stratton, Y. Wu, J. Feliciano, and Y. A. Tuakli-Wosornu, “The accessibility of YouTube fitness videos for individuals who are disabled before and during the COVID-19 pandemic: Preliminary application of a text analytics approach”, *JMIR Formative Research*, Vol.6, No.2, 2022.
- [19] Kauffman, R. J. and D. Lee, “A Multi-level theory approach to understanding price rigidity in Internet retailing”, *Journal of the Association for Information Systems*, Vol.11, No.6, 2010, pp. 303-338.
- [20] Khan, M. L., “Social media engagement: What motivates user participation and consumption on YouTube?”, *Computers in Human Behavior*, Vol.66, 2017, pp. 236-247.
- [21] Liebeskind, C., S. Liebeskind, and S. Yechezkely, “An Analysis of Interaction and Engagement in YouTube Live Streaming Chat”, *2021 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM /UIC/ATC/IOP/SCI)*, 2021.
- [22] Liu, R., R. Menhas, J. Dai, Z. A. Saqib, and X. Peng, “Fitness apps, live streaming workout classes, and virtual reality fitness for physical activity during the COVID-19 lockdown: An empirical study”, *Frontier in Public Health*, Vol.10, 2022.
- [23] Liu, X., B. Zhang, A. Susarla, and R. Padman, “Go to YouTube and call me in the morning: Use of social media for chronic conditions”, *MIS Quarterly*, 44(1b), 2020, 257-283.
- [24] Ozturk, O. C., P. K. Chintagunta, and S. Venkataraman, “Consumer response to Chapter 11 bankruptcy: Negative demand spillover to competitors”, *Marketing Science*, Vol.38, No.2, 2019, pp. 296-316.
- [25] Papini, C. B., L. D. Campos, P. M. Nakamura, B. T. G. D. Brito, and E. Kokubun, “Cost-analysis and cost-effectiveness of physical activity interventions in Brazilian primary health care: a randomised feasibility study”, *Ciência & Saúde Coletiva*, Vol.26, 2021, pp. 5711-5726.
- [24] Parker, K., R. Uddin, N. D. Ridgers, H. Brown,

- J. Veitch, J. Salmon, A. Timperio, S. Sahlqvist, S. Cassar, K. Toffoletti, R. Maddison, and L. Arundell, "The use of digital platforms for adults' and adolescents' physical activity during the COVID-19 pandemic (Our Life at Home): Survey study", *Journal of Medical Internet Research*, Vol. 23, No. 2, 2021.
- [25] Roser, M., "Our World in Data. "What is the COVID-19 Stringency Index?", 2021, Available at <https://ourworldindata.org/metrics-explained-covid19-stringency-index>.
- [26] Sui, W., J. Rush, and R. E. Rhodes, "Engagement with online fitness videos on YouTube and Instagram during the COVID-19 pandemic: A longitudinal study", *JMIR Formative Research*, 2020.
- [27] Wang, T., M. Kamon, S. Okada, S. Sawada, R. Ogawa, N. Shiozawa, and S. Machida, "Design and evaluation of an online squat fitness system: Lessons learned during the early COVID-19 pandemic in Japan", *Frontiers in Digital Health*, 2021.
- [28] Yang, Y. and J. Koenigstorfer, "Determinants of fitness app usage and moderating impacts of education-, motivation-, and gamification-related app features on physical activity intentions: Cross-sectional survey study", *Journal of Medical Internet Research*, Vol.23, No.7, 2021.
- [29] Medium, "Why Planet Fitness is surviving when other are filing bankruptcy", 2020, Available at <https://kproductmanager.medium.com/why-planet-fitness-is-surviving-when-others-are-filing-bankruptcy-68bf1d248bc6>.
- [30] Perri, J., "Consumers sprinted back to gyms in 2021", 2022, <https://secondmeasure.com/datapoints/gym-memberships-new-years-resolutions-planet-fitness-nyse-plnt/>.
- [31] Statista, "Digital fitness & well-being - United States", 2022, Available at <https://www.statista.com/outlook/dmo/digital-health/digital-fitness-well-being/united-states#revenue>.
- [32] Two-Brain Business, "Fitness Industry Analysis Post-Coronavirus: 3 Surprising Takeaways", 2022, Available at <https://twobrainbusiness.com/fitness-industry-analysis/>.
- [33] Yahoo! Finance, "Peloton Interactive, Inc. (PTON)", 2022a, Available at <https://finance.yahoo.com/quote/PTON?p=PTON&.tsrc=fin-srch>.
- [34] Yahoo! Finance, "Online/Virtual Fitness Global Market Report 2022", 2022b, Available at https://finance.yahoo.com/news/online-virtual-fitness-global-market-074900026.html?guccounter=1&guce_referrer=aHR0cHM6Ly93d3cuZ29vZ2xlLmNvbS8&guce_referrer_sig=AQAAANqg23VSWL8pLHpUWZvXubEB778haJGBjPP84OKS-MJTt0mp9W_EUr9G_sfz5c8Zx8CrNhgypSBfZ27AK0oDTGdvmoum5DjYmuwqFjwB6kkE259O4MrVzhEfv7p-1Nfnh9uqOvkuhlpPY5wdACBuGmwMs548h27nl8jQ1HTXFOs.
- [35] YouTube, "YouTube Culture & Trends: Watching the pandemic", n.d., Available at <https://www.youtube.com/trends/articles/covid-impact/>.

〈부록〉

A. 공변량 회귀-불연속 설계(Covariates Test)

실제로 종속 변수의 불연속이 위드코로나 정책에 의해 기인한 것인지 확인하기 위해서 분석에 활용한 공변량에 내재된 불연속이 존재하는지 확인하였다. 본 연구에서 활용한 공변량 중 사용자가 의도적으로 변경할 수 있는 외재적인 공변량은 *Daily Google Trend*이다. 따라서 *Daily Google Trend*에 불연속이 이미 내재되어 있었다면 종속 변수의 불연속은 실제로 위드코로나 정책에 의해 나타난 것이 아닐 수 있다. 따라서 본 연구에서는 *Daily Google Trend*를 종속 변수로 설정하여 동일하게 회귀-불연속 설계를 수행하였다. 아래의 표에서 확인할 수 있듯이 *Policy* 변수의 회귀 계수는 통계적으로 유의하지 않으며 이는 본 연구에서 활용한 종속 변수의 불연속이 공변량에 의해 기인한 것이 아니라는 것을 의미한다.

	종속 변수: <i>Daily Google Trend</i>	
	Bandwidth: 123일, 최고차항의 차수: 4차	
	OLS	
<i>Policy</i>	2.362 (1.582)	
<i>Confirmed</i>	-0.000 (0.000)	
<i>Stringency Index</i>	-0.069 (0.127)	
<i>Average Temperature</i>	0.031 (0.065)	
<i>Weekends</i>	-1.242 ^{***} (0.355)	
<i>Constant</i>	13.031 ^{**} (6.173)	
Observations	246	
R ²	0.139	
Adjusted R ²	0.091	

Note: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

B. 의도적인 조작 확인(Manipulation Test)

또한 사용자들이 의도적으로 자신들의 행동을 교정하는 조작(Manipulation)이 나타날 수 있다. 예를 들어, 정부는 어떠한 정책을 시행하기에 앞서서 해당 정책을 시행할 것을 미리 공표하고 적용에 있어서 유예 기간을 설정한다. 따라서 많은 사람들은 2021년 11월 1일 이후로 위드코로나 정책을 시행한다는 정부 발표를 듣고 의도적으로 행동을 교정했을 가능성이 존재한다. 실제로 대한민국 정부에서는 2021년 10월 26일에 “단계적 일상회복 이행 계획 초안”을 발표하면서 2021년 11월 1일부터 위드코로나 정책을 시행하고 많은 규제들을 없앨 것이라고 발표하였다. 따라서 사람들은 새롭게 시행되는 정책에 적응하고 자신의 일상을 다시 조정하기 위해서 의도적으로 자신의 행동을 교정할 유인이 존재한다. 이를 확인하기 위해서 본 연구에서는 2021년 10월 26일부터 2021년 11월 1일 전후의 6일의 기간을 기준으로 설정하여, 2021년 11월 1일 전후로 6일을 표본에서 제거하여 회귀-불연속 설계를 수행하였다.

	종속 변수: <i>commentCount</i>	
	Bandwidth: 123일, 최고차항의 차수: 4차	
	2021년 11월 1일 전후로 6일을 제거	
<i>Policy</i>	0.177 ^{**} (0.081)	
<i>Confirmed</i>	0.000 (0.000)	
<i>Stringency Index</i>	0.010 (0.006)	
<i>Average Temperature</i>	-0.002 (0.003)	
<i>Daily Google Trend</i>	0.009 ^{***} (0.003)	
<i>Weekends</i>	-0.091 ^{***} (0.019)	
<i>Constant</i>	5.314 ^{***} (0.307)	
Observations	234	
Log Likelihood	-1,275.940	
Akaike Inf. Crit. (AIC)	2,581.880	

Note: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

분석 결과, 위의 표의 *Policy*의 회귀 계수는 통계적으로 유의하게 나타났으며 이는 2021년 11월 1일 전후로 나타나는 불연속이 유튜브 시청자들의 의도적인 행동 교정에 의해서 나타난 것이 아니라

C. 플라시보 검사(Placebo Test, Falsification Test)

불연속이 실제로 위드코로나 정책 시행 때문에 기인한 것이 아니라 애초에 불연속의 추세가 존재하고 있을 수 있다. 따라서 본 연구에서는 2021년 11월 1일을 불연속의 기준으로 삼지 않고, 다른 날짜들을 불연속이 존재하는 기준으로 설정하는 플라시보 검사(Placebo Test, Falsification Test)를 시행하였다.

다른 날짜는 2021년 7월 1일과 2021년 7월 20일로 설정하였다. 첫 번째로, 2021년 7월 1일은 사회적 거리두기 정책이 5단계로 운영되다가 4단계로 변경이 되어 시행이 되기 시작한 날짜이다. 본 연구에서 설정한 것처럼 정책의 변화가 이루어진 날짜를 새로운 날짜로 설정하여 회귀-불연속 설계를 위한 기준으로 삼았다. 두 번째로, 2021년 7월 20일은 본 연구에서 설정한 246일의 기간동안 가장 많은 댓글이 작성되었던 시점이다. 이 시점 전후로 댓글의 개수가 크게 변하였기 때문에 관측할 수 없는 요소가 불연속을 이끌어 낼 수 있었다고 추측할 수도 있다. 따라서 2021년 7월 20일을 다른 날짜로 설정하여 추가적으로 분석하였다.

위의 표처럼 *Placebo Policy*의 회귀계수는 모두 통계적으로 유의하지 않았고, 이는 회귀-불연속 설계의 기준을 2021년 7월 1일 (1)과 2021년 7월 20일 (2)로 설정하였을 때 불연속이 나타나지 않았다는 뜻이다. 고로, 2021년 11월 1일을 기준으로 나타나는 불연속은 위드코로나 정책에 의해 기인한 것임을 알 수 있다.

	종속 변수: <i>commentCount</i>	
	Bandwidth: 123일, 최고차항의 차수: 4차	
	플라시보 분석	
	2021년 7월 1일 (1)	2021년 7월 20일 (2)
<i>Placebo Policy</i>	0.001 (0.120)	-0.006 (0.073)
<i>Confirmed</i>	0.000 ^{***} (0.000)	0.000 ^{***} (0.000)
<i>Stringency Index</i>	0.005 (0.005)	0.003 (0.003)
<i>Average Temperature</i>	-0.004 (0.004)	-0.0005 (0.004)
<i>Daily Google Trend</i>	0.003 (0.003)	0.001 (0.003)
<i>Weekends</i>	-0.083 ^{***} (0.019)	-0.067 ^{***} (0.019)
<i>Constant</i>	6.306 ^{***} (0.283)	6.473 ^{***} (0.178)
Observations	246	246
Log Likelihood	-1,432.875	-1,406.514
Akaike Inf. Crit. (AIC)	2,895.749	2,843.027

Note: * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Empirical Research on the Causal Effect of Implementation of “With-COVID19” Policy on the Viewer Engagement of Online Fitness Contents

Byoung-Hyuk Ahn* · Jiye Baek**

Abstract

The online fitness industry has experienced rapid growth in recent years, overcoming physical constraints of conventional fitness programs. The COVID-19 pandemic accelerated the trend as social distancing policies were implemented. However, as financial distress of offline gyms worsened, the Korean government implemented the “With-COVID19” policy, which lifted most of the restrictions and regulations on offline gyms, on November 1st, 2021, raising concerns about the loss of drivers for the growth of the online fitness industry. Using regression discontinuity design in time (RDDiT), this study investigates the causal effect of the “With-COVID19” policy on the viewer engagement of online fitness content. Contrary to expectations that viewer engagement would decrease, it increased by 21%. Additionally, subgroup analysis based on opportunity cost reveals heterogeneity, and the high-cost group experienced a greater increase of 32% compared to low-cost group. Based on these findings, the study provides possible mechanisms of the increase, theoretical contributions on using RDDiT in the Information Systems, and practical implications for guidelines on managing online fitness platforms and content in the era of digital transformation.

Keywords: *COVID-19, Online Fitness, YouTube, Viewer Engagement, Regression Discontinuity Design in Time (RDDiT)*

* Doctoral Student, Questrom School of Business, Boston University

** Corresponding Author, Associate Professor, Korea University Business School

○ 저 자 소 개 ○



Byoung-Hyuk Ahn (bhahn@bu.edu)

Byoung-Hyuk Ahn is a Ph.D. student in Information Systems at Questrom School of Business, Boston University. His research interests are digital-healthcare, societal impact of information systems, and digital transformation. He earned his B.B.A. and M.S. from Korea University, Korea.



Jiye Baek (jiyebaek@korea.ac.kr)

Jiye Baek is an associate professor of Management Information Systems at Korea University Business School. She earned her Ph.D. from Boston University. Prior to joining KUBS, Dr. Baek served as an assistant professor at Hong Kong University of Science and Technology (HKUST). Her research interests include platform economy, business analytics, and digital learning. Her research has been published in top academic journals such as Management Information Systems Quarterly, Sloan Management Review, and Management Science.

논문접수일 : 2023년 03월 10일

게재확정일 : 2023년 04월 20일

1차 수정일 : 2023년 04월 13일