



N-스크린 시대의 방송/동영상 광고 통합 노출 효과 및 광고비 최적 배분 추정 모델 연구

3-스크린(TV, PC, 모바일) 싱글소스 패널 데이터를 기반으로*

윤소라 고려대학교 일반대학원 언론학과 박사과정**

최세정 고려대학교 미디어학부 교수***

N-스크린 시대의 소비자는 방송 등 동영상을 TV로만 시청하는 것이 아니라 PC, 태블릿, 모바일 기기 등 여러 스크린을 동시에 이용하고 있다. 이러한 소비자의 매체 이용 행태를 반영하여 광고 또한 TV뿐 아니라 다른 스크린을 통해 노출되고 있다. 하지만 여러 매체를 통해 노출되는 광고 캠페인의 통합적 효과에 대한 연구는 미비한 실정이다. 따라서 이 연구는 TV, PC, 모바일을 모두 이용하는 소비자들로 구성된 3-스크린 싱글소스 패널을 이용해 세 개의 매체를 통한 방송, 동영상 광고의 통합 노출량, 중복 노출, 중복이 제거된 통합 노출량을 확인하고 최적화 알고리즘(Optimization Algorithm)을 통해 통합도달률을 극대화할 수 있는 광고비 최적 배분 모델을 구축하고자 했다. 이를 위해, 먼저 TV, PC, 모바일의 광고비와 통합도달률 간 관계를 탐색하고 매체의 조합 간 중복 노출비 발생량을 규명했다. 매체 간 중복비를 바탕으로 매체 간 이용이 독립적인지, 중복 노출 성향을 보이는지, 상호배타 성향을 지녔는지 등 이용자의 매체별 시청 행태 속성에 대해 추론했다. 마지막으로, 광고 예산의 규모에 따라 통합도달률 최적화값을 획득할 수 있는 광고비 최적 배분을 예측하였다. 매체의 다양화가 빠르게 진행되는 매체환경에서 효과적인 크로스 미디어 광고캠페인의 중요성이 증대되고 있는 것을 고려할 때, 이 논문이 제시하는 3-스크린 싱글소스 패널 데이터를 활용한 실증적인 통합 광고 노출 효과 규명과 광고비 최적 배분 추정 은 중요한 의의를 가지며 유용한 학술적, 실무적인 함의를 제공하리라 기대된다.

KEY WORDS N-스크린 • 싱글소스 패널 • 통합 광고 노출 • 최적화 • 광고비 최적 배분

* 이 논문은 고려대학교 미디어학부 특별연구비를 지원받아 수행된 연구임.

이 논문은 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2016S1A3A2924760).

** xkdrnf@korea.ac.kr, 제1저자

*** bluemarina73@korea.ac.kr, 교신저자

1. 서론

전통적인 매체의 효율성 감소와 매체의 다양화가 가속화되고 있는 현재의 매체 환경은 광고 캠페인의 기획과 집행에 있어 새로운 도전과 가능성을 제시하고 있다. 전통적인 매체인 TV 외에 보급률이 급증한 PC와 모바일 기기는 다매체 이용 추세의 보편화에 기여해 왔다. 특히 모바일 기기는 이용 편의성과 접근 가능성의 이점을 활용해 사용자들의 일상생활에 있어 필수불가결한 매체로 자리매김했다(닐슨, 2015). 이렇게 변화한 매체 환경 속에서 전통적인 매체 중심의 단일 매체 혹은 이종 매체 간 결합 광고 집행은 더욱 다양한 매체를 활용하는 크로스 미디어(Cross Media) 캠페인 형태로 진화했다(오창우·오세성·박노성, 2007; 이경렬, 2012). 특히 영상 기반의 광고는 TV뿐 아니라 이용률이 높고 동영상 시청이 가능한 PC, 모바일을 결합하여 집행하는 3-스크린 형태로 확장되었다. 방송/동영상 광고 캠페인을 집행하는 광고주, 광고 대행사, 매체사는 캠페인의 목적과 청중에 따라 3-스크린 구성 매체들 중 TV와 PC, TV와 모바일, TV, PC, 모바일을 결합하는 미디어 믹스(Media Mix) 전략을 활발히 수립, 진행하고 있다.

3-스크린의 경계를 넘나드는 크로스 미디어 광고 캠페인이 증가하고 있지만 통합 광고 노출 효과에 대한 실증 연구는 미비한 실정이다(박현수, 2015; 이서용, 2013). 보편적으로 방송 광고는 광고비 집행 규모에 따른 광고 도달률(Reach), 평균 빈도(Average Frequency), GRP(Gross Rating Points) 등의 지표를 통해 효율적으로 집행되었는지 평가되고 이 지표들은 향후 매체 전략 수립 시 가이드라인으로 활용된다. 하지만 크로스 미디어 캠페인의 경우 효과에 대한 실증적 분석이 용이하지 않은 이유는 통합 광고 노출량을 산출하기 위해 필요한 각 매체별 광고 노출 규모, 복수 매체를 통한 중복 광고 노출 규모, 그리고 중복량을 제거한 광고 노출 규모의 실측값을 파악하는 데 한계가 있기 때문이다. 또한 광고를 집행한 개별 광고 대행사와 광고주만 실제 집행 광고 금액을 알고 있는 광고비 데이터의 폐쇄성으로 인해 3-스크린 캠페인의 광고비 대비 노출 규모 파악을 통한 광고 효율성의 실증 분석을 수행하기에 어려움이 따른다.

하지만 다매체 소비가 보편화된 지금은 통합 광고 노출량을 토대로 광고비 최적 배분을 추정하여 크로스 미디어 광고 집행의 효율성을 제고하는 연구가 절실하다. 궁극적으로 방송, 인쇄, 옥외, 디지털 등 모든 매체를 활용하는 크로스 미디어 캠페인의 통합적 광고 효과의 이해가 필요하지만 우선 상대적으로 전체 광고비의 많은 비중을 차지

하며 동질적인 성격을 가지고 있는 방송과 동영상 광고의 크로스 미디어 집행 효과를 파악하는 것이 유용할 것이다.

따라서 본 연구는 3-스크린 싱글소스 패널 데이터를 이용해 TV, PC, 모바일 기반의 방송/동영상 광고의 통합 노출 효과를 파악하고 나아가 광고비 최적 배분 추정 모델을 구축하고자 한다. 싱글소스 패널이 구축되지 못한 과거에는 중복 노출량을 추정하여 매체 내, 매체 간 광고의 통합 노출 효과를 위한 연구가 수행되었으나(Agostini, 1961; Hofmans, 1966; Leckenby & Boyd, 1982; Leckenby & Rice, 1985) 보다 정확한 연구를 위해 동일인의 다매체 이용량과 중복 노출량을 실제 측정할 수 있는 싱글소스 패널의 필요성이 증대했다(Cannon, Smith, & Williams, 2007). 구체적으로 본 연구는 싱글소스 패널 데이터를 이용하여 3-스크린 각각의 매체와 매체 조합(TV, PC, 모바일, $TV \cap PC$, $TV \cap \text{모바일}$, $PC \cap \text{모바일}$, $TV \cap PC \cap \text{모바일}$, $TV \cup PC \cup \text{모바일}$)의 광고 노출량(Reach)을 통해 매체 간 중복비(duplication ratio)를 확인하고, 중복 노출을 제거한 전체 통합 광고 노출량(Total Reach with De-duplicated)을 규명해 통합적인 광고 효과를 실증적으로 분석한다. 또한 이를 토대로 한정된 광고비 수준에서 최적화된 매체별 광고비 배분과 매체별 광고 노출량(Reach) 및 전체 통합 광고 노출량 추정 모델을 제시한다.

본 연구는 매체의 융합을 통해 크로스 미디어를 넘어서 트랜스 미디어(Trans Media) 광고 캠페인이 증가하고 있는 다매체 환경에서 광고 효과를 통합적으로 이해하기 위한 초석을 제공한다는 점에서 의의가 있다. 본 연구의 결과는 전통적인 광고 효과 측정 지표인 노출량에 기반을 두지만 나아가 매체별 영향력, 효율성을 보다 정교하게 파악하고 광고 인지도, 태도, 구매 의도 등 다른 주요 지표들과 결합하여 다양한 매체 조합의 광고 캠페인 효과를 체계적이고 심층적으로 이해하기 위한 후속 연구에 기여하리라 기대된다. 또한 광고 집행에 있어 광고비의 효율성을 극대화하기 위한 매체 조합은 가장 중요한 고려 사항 중 하나이기 때문에 TV, PC, 모바일 기반 방송/동영상 광고 캠페인의 통합 노출량과 광고비 최적 배분에 대한 실증적 결과와 통계적 방법을 제시하는 본 연구는 실무적인 측면에서 유용하며 적용 가능한 함의를 제공한다.

2. 선행 연구 검토와 개념적 배경

1) 광고비 관련 연구

일반적으로 광고비는 광고 대행사나 매체사가 일정 기간 동안 광고 캠페인을 집행하기 위해 지출하는 비용을 의미한다. 광고 및 마케팅 담당자, 기업 경영자에게는 한정된 광고 예산으로 어떻게 최대의 효과를 얻을 수 있을지가 주된 관심사이다. 어느 매체에 어느 수준의 광고비를 배분해서 투입해야 최적의 도달률(Reach)과 비용 효율성(CPRP; Cost per Rating Point)을 획득할 수 있는지가 기업과 광고 대행사의 광고 업무 관련 주요 의사 결정 요인이라 할 수 있다.

광고비 영역에 대한 기존의 선행 연구는 크게 세 가지 영역에 초점을 맞추어 진행되어 왔다. 첫째, 매체별 광고비 예측 영역의 연구이다. 박원기(2012)는 크게 광고비(광고 재원)와 국내 경제 규모(GDP) 간 관계를 따져보고 GDP 성장률 대비 4대 매체 광고비 성장률(지상파TV, 케이블TV, 신문, 인터넷)이 어떤 변화 양상을 보이는지 살펴 보았다. 한상필(2011)은 총 광고비와 4대 매체별 광고비(TV, 라디오, 신문, 잡지)를 지수평활법, 단순회귀법, SUR회귀분석 등 계량적 모형을 활용해 2011년부터 2015년까지의 향후 5년간 광고비 규모를 예측하는 연구를 진행하였다. 둘째, 광고비 최적 배분 부문이다(한상만 · 이해선 · 박종석 · 김소영 · 김윤식, 2003). 한상만 등(2003)은 1998년부터 2001년까지의 판매 자료(제품 판매액, 시장 점유율, 제품 가격, 유통 침투율, 판촉 취급률), 4대 매체 광고비(TV, 라디오, 신문, 잡지), 상표 자료(브랜드 비보조 상기, 광고 비보조 상기)를 활용해 다음년도 카테고리별 광고비 최적 배분할 수 있도록 하는 기업의 광고 의사 결정 지원 시스템(ADEM II, Ad Effect Model)을 구축하였다. 다만 분석 대상이 광고비 업종 전체가 아니라 화장품 업종으로 국한되어 진행되었기 때문에 타 업종을 포함한 광고비 전체 규모의 최적 예산 배분으로 적용하기에는 한계가 있으며 TV, 라디오, 신문, 잡지의 전통 매체 내 광고예산 배분을 다루었기 때문에 PC나 모바일 등 디지털 매체를 포함한 예산 배분 전략을 수립 시에는 수정 보완된 모델링 구축이 필요할 것으로 판단된다. 셋째, 기업의 광고비 책정의 의사 결정 수립에 대한 연구이다(Broadbent, 1988; Lancaster & Stern, 1983; Lynch & Hooley, 1990; 박원기 · 이시훈, 2013; 박현수, 1999b; 조성식 · 한정호 · 박남숙, 1997). 기업에서 광고 예산 설

정 기법은 의사 판단 중심 기법(Judgment-oriented technique)과 자료 중심적 기법(data-oriented technique)의 유형이 혼합되는데 대표적인 예로는 현상 수준 유지법, 기존 매출액 대비법, 목표 과업법, 경쟁 브랜드 대항법, 지출 가능액법, 실험 수리모형법 등으로 분류할 수 있다.

이상의 선행 연구 결과를 종합해 보면 광고비 부문을 다룬 연구의 한계는 PC와 모바일이 제외된 전통 매체 중심 연구라는 점과 디지털 매체를 포함한 통합 노출량 실측 데이터와 광고비 간 최적 배분화 모형의 부재라는 점을 꼽을 수 있다. 따라서 본 연구의 출발점은 기존 선행 연구의 매체 커버리지에서 3-스크린(TV, PC, 모바일)으로 확대하고 3-스크린 싱글소스 패널 대상의 실측 데이터를 토대로 한 통합 광고 노출량 분석으로 시작한다. 구체적으로, 매체별 광고 노출량, 매체별 중복 광고 노출량, 중복을 제거한 통합 광고 노출량의 실측 데이터와 TV, PC, 모바일의 광고비를 결합하여 미디어 믹스별 광고비 최적화 배분 전략을 제시하고자한다. 즉, 한정된 예산 수준에 따라 광고 도달률을 최대화 할 수 있는 최적화된 해를 구하고 이에 따른 TV, PC, 모바일 내 광고비 최적화 배분을 시도하고자 함이 목적이다.

2) 비(非)싱글소스 패널 데이터의 통합 노출량 추정 한계

싱글소스 패널 데이터란 동일한 사람에게서 개별 복수 매체의 이용량을 실제 측정한 데이터를 일컫는다(Cannon, Smith, & Williams, 2007). 즉, TV 이용자 집단, PC 이용자 집단, 모바일 이용자 집단 각각 별도의 상이한 집단을 대상으로 미디어 이용량을 산출한 것이 아니라, 패널 풀(panel pool)을 구축해 동일한 사람에게 TV, PC, 모바일 등 개별 매체 이용량을 실제로 측정한 로그 기반 데이터를 의미한다. 따라서 통합 광고 효과 평가 시 싱글소스 패널 데이터의 장점은 매체 간 복수 조합의 중복 노출량의 실측 데이터를 확보해 매체 조합별 노출량을 활용한 정교하고 계량적인 분석이 가능하다는 점이다. TV, PC, 모바일을 예로 들면 총 15가지 매체 조합별 이용자로 세분화할 수 있다. TV 이용자, PC 이용자, 모바일 이용자, 중복 이용자($TV \cap PC$, $TV \cap$ 모바일, $PC \cap$ 모바일, $TV \cap PC \cap$ 모바일), 해당 매체를 하나라도 이용한 합집합 개념의 이용자($TV \cup PC$, $TV \cup$ 모바일, $PC \cup$ 모바일), 통합 매체 이용자($TV \cup PC \cup$ 모바일), TV만 이용하는 사람, PC만 이용하는 사람, 모바일만 이용하는 사람, 그리고 어느 매체도 이용하지 않은

사람으로 균집화가 가능하고 다양한 조합별 매체 간 중복 노출량, 순수 노출량, 통합 노출 실측량을 따져볼 수 있다.

반면, 1960년대부터의 기존 선행 연구의 초점은 노출량의 ‘실측’이 아닌 노출량의 ‘추정(estimate)’에서 기인한다고 할 수 있다. 선행 연구가 등장한 시대 상황을 보면, 인쇄 매체라는 단일 매체 소비 환경에서 TV 매체가 결합되는 수준으로 변화하였으나 현대 시대의 TV, 라디오, 신문, 잡지, PC, 모바일의 복잡한 미디어 믹스 차원 수준에 비하면 단순 차원의 조합 수준이었으므로, 매체 간 중복을 제거한 통합 노출량 측정의 필요성이 전무한 상황이고 이의 전제 조건인 싱글소스 통합 데이터 구축의 필요성 또한 인지되지 못하는 상황이었다. 이에 따라, 기존 선행 연구들의 특성과 그에 따른 한계점을 세 가지로 꼽자면 첫째, 노출량 추정의 대상 매체가 잡지라는 단일 매체에서 시작했다는 점이다. 노출량 추정 연구의 효시라 불리는 아고스티니(Agostini, 1961)는 잡지라는 단일 매체 내 여러 종류의 잡지와 발행호(issue)를 대상으로 노출량을 추정했다. 여기서 매체 간 중복이라 함은 TV, PC, 모바일 등 이질적인 매체를 뜻하는 게 아니라 잡지 매체라는 단일 매체 내 여러 종류의 잡지를 뜻한다. 두 번째 한계점은, 잡지 매체 기반 노출량 추정식의 타 매체 적용 시 어려움이 따른다는 점이다. 따라서 타 매체에 적용하고자 할 때는 그 매체의 특성에 맞는 파라미터 계수를 조정하며 노출량을 추정하는 접근이 시도되었다(Hofmans, 1966; Leckenby & Boyd, 1982; Leckenby & Rice, 1985). 셋째, 매체 노출량 추정 시 가정조건(assumption) 중 비현실적인 부분이 상당히 존재한다는 점이다. 매체에 노출될 확률이 모두 동일하다는 가정에서 시작해 이를 수정해 매체별 노출 확률이 이질적일 것이라고 전제하였으며 노출량 추정 시 확률 기반, 비확률 기반 모형을 활용해 여러 연구가 진행되었는데, BBD(Beta Binomial Distribution) 모델에서 출발해 과거 모델의 한계점을 부분 수정하고 개선하여 BBD-DE(Beta Binomial Distribution Direct Estimate), BBD-IE(Beta Binomial Distribution Indirect Estimate), DMD(Dirichlet Multinomial Distribution), MMDMD(Mixed media DMD)로 발전했고 주근희(1995)는 단변량 모델(Univariate Model), 다변량(Multivariate Model), 합산 모델(Aggregation Model)로 분류하여 다각도로 연구를 진행했다는 점에 의의가 있다.

그러나 앞서 언급했듯이 대부분의 선행 연구가 싱글소스 실측 데이터 활용이 불가능한 환경에서 수행되었음을 감안할 때 잡지 단일 매체 기반의 노출량 추정식의 단순화,

타 매체 적용 시 한계, 매체별 모수 계수 조정의 적합성 유무, 확률과 비확률 기반의 수리모형 수립 시 가정조건의 비현실성 등의 한계점을 지적할 수 있다. 최근 국내 PC와 모바일이 완전 보급률에 근접한 수준에 이르면서 비(非)싱글소스 패널로 인한 매체 노출량 추정의 한계를 보완하고자 싱글소스 패널을 구축되었고 이를 활용한 통합 광고 노출량 추정 모델에 대한 연구가 진행되고 있다(박현수, 2015; 이서용, 2013). 하지만 이러한 초기 연구는 기술적인 제약 등으로 인해 중요성이 증가하고 있는 모바일 데이터를 포함하지 않거나 대형 스포츠 이벤트가 개최된 한정된 기간만을 분석하여 결과의 보편성 면에서 한계를 가지고 있다. 또한 분석 방법 면에서 기존 선행 연구에서 통합 도달률을 추정하기 위해 이용한 일반 선형 회귀(Simple Linear Regression) 모형식은 0~100% 구간 내에서 관측되어야 할 도달률이 음수 혹은 100%를 초과하는 경우가 발생하기 때문에 베타 회귀(Beta Regression) 모형이 적합하리라 판단된다. 따라서 기존 연구의 단점을 보완하여 본 연구는 TV, PC, 모바일, 즉 방송/동영상 광고가 노출되는 세 개의 매체를 포괄하는 3-스크린 싱글소스 패널 대상으로 단일 매체 노출량, 복수 매체 간 중복 노출량, 통합 노출량의 실측 데이터를 기반으로 통합 광고 효과를 이해하고 광고비 최적 배분의 모델을 개발하고자 한다. 종합적으로 본 연구는 다음과 같이 두 개의 연구문제를 답하고자 한다.

- 연구문제 1: 3-스크린(TV, PC, 모바일) 매체의 방송/동영상 광고의 통합 노출량과 매체 간 중복비 속성은 어떠한가?
- 연구문제 2: 광고비 예산 수준에 따라 3-스크린(TV, PC, 모바일) 통합 도달률을 극대화하는 방송/동영상 광고비 최적 배분 추정 모형은 어떠한가?

3. 연구 방법

1) 3-스크린 싱글소스 데이터 측정 및 분석 범위

본 연구는 닐슨코리아(Nielsen Korea)의 2016년 7월 기준 3-스크린 싱글소스 패널 데이터를 활용했다. 이 패널은 최근 1개월 내 TV, PC, 모바일(Android만 포함)을 이용

표 1. 매체 조합별 전체 이용 규모 구성비 (2016년 7월 기준)

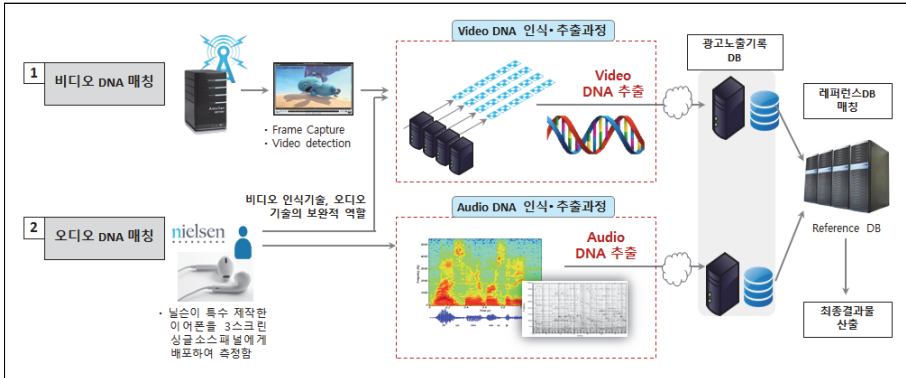
매체 조합별		전체 이용자(명)	비중(%)
TV∩PC∩모바일	3-스크린 이용자	22,436,352	52.2%
TV∩PC	2-스크린이용자	6,788,188	15.8%
TV∩모바일		5,899,333	13.7%
PC∩모바일		1,968,970	4.6%
Only TV	1-스크린 이용자	4,484,235	10.4%
Only PC		764,886	1.8%
Only 모바일		297,937	0.7%
Non	비(非)이용자	307,327	0.7%
총합계(추계 인구)		42,947,229	100.0%

표 2. 3-스크린 싱글소스 패널 및 전체 이용 규모 인구 통계 구성비 (2016년 7월 기준)

	패널 참가자(명)	비중(%)	3-스크린 전체 이용자(명)	비중(%)
개인 전체	1,622	100.0%	22,436,354	100.0%
남성	711	43.8%	12,080,433	53.8%
여성	911	56.2%	10,355,921	46.2%
10대	292	18.0%	2,725,984	12.1%
20대	170	10.5%	3,994,853	17.8%
30대	199	12.3%	4,609,516	20.5%
40대	431	26.6%	5,420,195	24.2%
50대 이상	530	32.7%	5,685,805	25.3%

한 만 7~69세 국내 거주자 약 1600명으로 구성되었다. 통계청의 추계 인구를 모집단으로 비례할당 표본 추출 방법(Proportional Quota Stratified Sampling)을 통해 표본 프레임을 구축하고 반복 비례 가중법(RIM Weighting)을 거쳐 표본 틀과 모집단 구성 비율의 균형을 맞추어(balancing) 표본의 대표성을 확보하고, 통계적 가중치를 적용 후 프로젝션(projection)하여 국내 전체 3-스크린 이용 규모를 산출한 데이터이다. <표 1>과 <표 2>는 각각 모집단과 패널의 집단별 구성비를 제시한다.

그림 1. 닐슨의 디지털 동영상 광고 측정 과정



3-스크린의 광고 노출 실측 데이터 수집 방법은 TV는 닐슨의 TV 미터기를 통해, PC와 모바일은 닐슨에서 자체 개발한 미터기 소프트웨어를 통해 광고 노출 로그 데이터를 수집하고 측정한다. 로그 데이터에는 패널 ID, 시간대, TV, PC, 모바일 이용 기록, 사이트 방문 URL, 동영상 재생 여부, 광고 운행 정보 등이 포함된다. 광고 노출 로그 데이터를 토대로 광고 상세 정보를 입력하고 검수하는 모니터링 작업을 거치며 모바일은 영상 비디오, 오디오 인식 방식의 추가 모니터링 작업을 통해 최종 광고 노출 실측 데이터를 산출한다.

닐슨은 TV 시청률 측정뿐 아니라 다양한 기업과 유관 부서와의 연구 경험을 통해 디지털 영상 광고 측정을 포함한 통합 광고 효과 측정 노하우를 축적해 왔다. 구체적으로 기술적인 면에서 비디오/오디오 DNA매칭 기술을 적용하고 특수 제작한 이어폰을 패널에 배포하여 일반 이어폰의 한계를 보완하고 공신력 있는 디지털 실측 데이터를 산출하고 있다. 비디오 DNA 매칭은 패널의 스마트폰 웹사이트 및 애플리케이션을 통해 시청한 동영상 광고의 화면 버퍼(display buffer)를 캡처하고 정확한 비디오 콘텐츠 영역을 검출하여 비디오 DNA를 추출하는 기술이다. 오디오 DNA 매칭은 패널이 스마트폰 웹사이트 및 애플리케이션을 통해 시청한 동영상 광고 오디오 원음 파일의 고유한 신호 패턴의 특징점을 기반으로 오디오 DNA 정보를 추출하는 기술이다. 추출된 비디오 DNA, 오디오 DNA 정보는 사전에 구축한 레퍼런스 DB(Reference DB)와 매칭하여 노출 정보 값을 비교 검증하고 2차 모니터링 검수 작업을 통해 최종 데이터를 산출한

표 3. 3-스크린 광고 측정 범위 및 데이터 개요

	TV	PC (Web + App)	모바일 (Web + App)
분석 기간	2016년 7월 1일~2016년 7월 31일		
매체	① 지상파TV ② 케이블TV ③ 종합편성채널 (총 55개 채널)	① Youtube(youtube.com + Youtube App포함) ② SMR ③ Naver(naver.com + 네이버미디어플레이어 App포함) ④ Daum(daum.net + 다음TV팟 PC App포함) ⑤ AfreecaTV(afreecatv.com + 아프리카 TV App포함) ⑥ OKSUSU (App없음)	① Youtube(youtube.com + Youtube App포함) ② SMR ③ NAVER(naver.com + 네이버 미디어플레이어 App포함) ④ Daum (daum.net + 다음TV팟 App포함) ⑤ AfreecaTV(afreecatv.com + 아프리카TV App포함) ⑥ OKSUSU (App포함)
광고유형	프로그램 전/중/후CM	동영상 광고 (VOD: Video on Demand 광고)	
3-스크린 광고주 수	142개		
3-스크린 광고비	닐슨 추정 광고 단가		

다. <그림 1>은 비디오, 오디오 DNA매칭을 통한 디지털 영상 데이터 산출 과정을 보여 준다.

매체의 측정 범위는 TV의 경우 지상파TV, 케이블TV, 종합 편성 채널을 포함해 닐슨에서 모니터링하는 총 55개 채널이 해당된다. PC와 모바일은 유튜브(Youtube), 스마트미디어랩(Smart Media Rep: SMR), 네이버(Naver), 다음(Daum), 아프리카TV, 옥수수(OKSUSU)가 해당된다. 광고 유형은 TV는 프로그램 전/중/후CM, PC와 모바일은 VOD(Video On Demand) 동영상 광고로 선정했다. 3-스크린 광고주라 함은 측정 기간 2016년 7월 한 달 동안 측정 플랫폼에서 TV, PC, 모바일에 모두 광고를 집행한 광고주를 의미한다. <표 3>은 매체별 구체적인 측정 범위와 데이터를 보여 준다.

본 연구에서 정의한 분석 변인은 크게 두 가지로, 광고 도달률(Reach 1+)과 광고 비이다. 광고 도달률의 경우 3-스크린 전체 이용자 중 측정 기간인 7월 동안 해당 광고에 한 번 이상 노출된 비중을 의미한다. 예컨대 TV Reach는 7월 기간 TV 광고에 한 번

이상 노출된 비중이고 PC Reach는 동일한 광고가 PC 광고에, 모바일 Reach는 모바일 광고에 한 번 이상 노출된 비중을 뜻한다. 매체별 중복비는 TV와 PC의 광고에 모두 노출된 비중($TV \cap PC$ Reach), TV와 모바일의 광고에 모두 노출된 비중($TV \cap$ 모바일 Reach), PC와 모바일의 광고에 모두 노출된 비중($PC \cap$ 모바일 Reach), TV와 PC와 모바일의 광고에 모두 노출된 비중($TV \cap PC \cap$ 모바일 Reach)이며 통합 광고 도달률($TV \cup PC \cup$ 모바일)은 매체별 중복비가 제거된 값이다. 광고비의 경우 측정 기간 내 TV, PC, 모바일 내 광고를 집행하기 위해 투입된 금액을 뜻한다.

2) 통합 광고 효과와 광고비 최적 배분 알고리즘 분석 방법

본 연구문제의 핵심은 최적화 모델을 사용해 주어진 예산 내 통합 도달률을 최대화하는 해를 구하여 TV, PC, 모바일의 광고비를 최적 배분하는 것이다. 최적화 패키지는 최적화 함수가 내장되어 있는 R언어의 Optim 패키지를 사용하였다. SPSS 프로그램의 경우 R과 부분 연동은 가능하나 최적화 함수(Optim) 자체가 내장되어 있지 않아서 사용하지 않았다.

본 연구의 목표는 광고 통합 도달률을 최대화 할 수 있는 광고비 최적 배분으로 분석 방법의 핵심은 최적화(optimization)이다. 최적화 모형을 통해 총 세 가지의 지표가 산출된다. 첫째, TV, PC, 모바일의 광고비 최적 배분율, 둘째, 배분율에 따른 광고비 수준, 셋째, 매체별 도달률과 통합 도달률이다. 예를 들어 주어진 예산이 20억 원인 경우 최적화 모델을 통해 TV : PC : 모바일의 광고비 배분율은 88% : 2% : 10%, 즉 18억 원 : 4000만 원 : 1억6000만 원 수준이고 획득 가능한 도달률은 80% : 3% : 12%임을 파악하고자 한다. 또한 통합 도달률은 산술 합산한 95%(80% + 3% + 12%)가 아니라 매체 간 중복률을 제거한 83% 수준임도 확인하고자 한다.

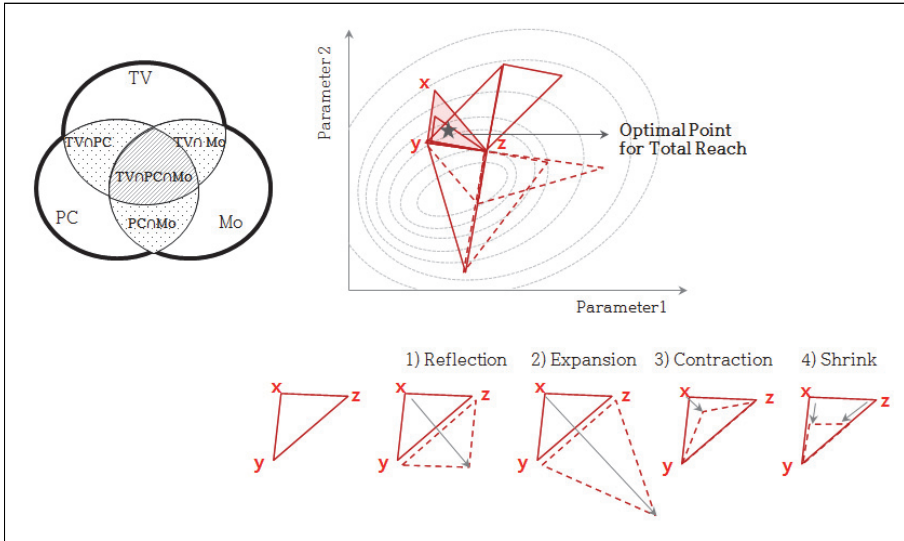
최적화 모델을 구축하기 위해 두 가지 측면이 선행되어야 한다. 첫째, 매체별 광고비와 도달률 간 관계를 나타내는 파라미터 값 산출이다. 이를 위해 베타 회귀 분석(Beta Regression)을 실시하였다. 베타 회귀 분석은 도달률(Reach) 변인의 속성이 0%~100% 범위 내에서 값을 가지므로 0과 1사이 구간 내의 관측 값을 분석하기에 적합하다. 일반 선형 회귀 분석(Simple Linear Regression)의 경우 도달률(Reach)이 음수(-)값을 갖거나 100% 초과하는 값을 산출하는 오류가 발생할 수 있는데 이는 해당 광

고 캠페인에 노출된 사람의 수가 0보다 적거나 국내 전체 인구를 초과한다는 뜻이므로 비적합한 모형식(unfitting value)이 도출되었다고 해석할 수 있다. 로그 변환한 TV 광고비와 TV 도달률, PC 광고비와 PC 도달률, 모바일 광고비와 모바일 도달률 간 베타 회귀 분석을 실시해 각 매체별 파라미터 값을 산출한다. 둘째, 이전 단계에서 산출한 개별 TV, PC, 모바일의 베타 회귀 적합식에 매체 간 중복비(lambda)를 적용해 통합 도달률을 산출하는 것이다. 구체적으로 $TV + PC + 모바일 - \lambda_1(TV \cap PC) - \lambda_2(TV \cap 모바일) - \lambda_3(PC \cap 모바일) + \lambda_4(TV \cap PC \cap 모바일)$ 모형식을 구축한다. lambda 산출과 관련해 본 연구의 장점은 3-스크린 싱글소스 패널 데이터 대상으로 측정했기 때문에 $TV \cap PC$, $TV \cap 모바일$, $PC \cap 모바일$, $TV \cap PC \cap 모바일$ 중복 노출 실측값을 산출할 수 있다는 것이다. 기존의 수리모형에서 통합 도달률을 추정하기 위해 수리적 모형식, $A + B + C - (A*B) - (A*C) - (B*C) + (A*B*C)$ 을 활용했는데 이는 매체 간 중복비를 모두 1이라고 가정하는 뜻이다. 즉 $1*(A*B)$, $1*(A*C)$, $1*(B*C)$, $1*(A*B*C)$ 을 의미하는데 여기서 1이라 함은 이용자가 TV, PC, 모바일로 영상을 시청하면서 광고에 노출될 성향이 모두 독립적인 것으로 간주되는데 이는, 다매체 환경 속에서 이용자의 영상 시청 행태가 TV, PC, 모바일 경계를 넘나들며 시청하는 환경에서는 다소 위배되는 가정이다. 매체 간 중복비 기대 확률값 대비 실측값 비를 구하여 1에 가까울 경우 매체 간 시청 속성은 독립적이고 1 이상이면 중복 노출될 경향이 있고(positively associated), 1 이하일 경우 상호 배타적 노출 경향(negatively associated)이 있다고 추론할 수 있다.

위에서 언급한 두 가지 선행 조건을 통해 파라미터와 램다값을 산출하고 이 값들을 활용해 마지막 단계인 최적화 알고리즘을 구현할 수 있다. R에서 구현되는 범용적인 최적화 알고리즘(Optimization Algorithm)은 넬더-미드(Nelder-Mead) 방법인데 이는 목표 값을 찾고 더 나은 목표 값으로 교체하는 과정을 반복해 최적화된 값으로 다가가는 원리이다(허명희, 2014). 즉, 선행 조건 첫 단계에서 매체별 광고비와 도달률 간의 관계를 나타내는 파라미터 값을 산출했고 두 번째 단계로 매체 간 중복비를 제거한 통합 도달률을 추정하기 위해 매체 중복비별 램다값을 산출했으므로 투입 변수를 총광고비 금액으로 설정하여 선행 조건 첫 번째와 두 번째의 반복 시뮬레이션(iteration simulation)을 통해 통합 도달률을 최대화하는 지점을 찾는 것이다.

최적화의 핵심은 반복 시뮬레이션을 통해 최대화 값을 찾고 이 값이 과연 최적값인

그림 2. 반복 시뮬레이션(iteration simulation)을 통한 최적화(optimization) 원리



* Wright (2010)에서 재구성

지 규명하기 위해 그 차원의 영역을 확장, 축소, 감소시키거나, 다른 각도에 위치한 값을 대입하는 과정을 반복해 최적화 값으로 다가가는 원리이다. 예를 들어 주어진 예산이 10억 원이라고 하면 TV : PC : 모바일에 배분할 수 있는 금액은 7억 : 1억 : 2억 원일 수도 있고, 5억 : 2억 : 3억 원, 6억 : 1억 : 3억 원 등 경우의 수는 여러 가지가 된다. 여러 경우의 수마다 획득할 수 있는 도달률 수준은 달라지는데 무한번의 반복 시뮬레이션을 통해 10억 원에 상응하는 최적 배분율을 찾는 것이 목표이다. 최적화 모델을 통해 10억 원 수준에서 TV : PC : 모바일 광고비 최적 배분율은 89% : 2% : 9%인 8억 : 2000만 : 1억8000만 원이고 획득 가능한 도달률은 69% : 2% : 3%, 통합 도달률은 TV와 모바일 간 중복비를 고려해 70%를 획득할 수 있다는 결과를 도출할 수 있다. 또한 주어진 예산을 다양하게 조정, 투입하여 매체별 최적 배분율과 도달률 수준의 증감을 확인하고 특정 광고비 규모에서는 더 이상 도달률이 증가하지 않는 포화점도 파악할 수 있는 특징이 있다.

〈수식 1〉 3-스크린 통합도달률과 광고 최적배분 알고리즘

$$Optimized\ Function(f) = L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta),$$

function(optim)

i) fit ← *function(x, b)*

ii) if (Adspending < a) λ ← *λ.1, else λ* ← *λ.2*

iii) fn ← *function(θ)*

iv) simulation ← *function(vector)*

v) c(Adspending share(TV, PC, Mobile), Adspending(TV, PC, Mobile), Reach(TV, PC, Mobile))

TVReach ... Mobile Reach =

$$\begin{aligned} (Media_i\ Reach \mid Media_j\ Adspending) &= \log_e \frac{\mu(x)}{1 - \mu(x)} = \beta_{0i} + \beta_{1j}x, \\ &= \frac{\exp(\beta_{0i} + \beta_{1j} * \ln(x))}{1 + \exp(\beta_{0i} + \beta_{1j} * \ln(x))} \end{aligned}$$

where Media_i = Ad Reach (TV, PC, Mobile, Total)

Media_j = Ad Spending (TV, PC, Mobile, Total)

Total Reach = TV Reach + PC Reach + Mobile Reach

- λ_{AB} (TVReach ∩ PCReach)

- λ_{AC} (TVReach ∩ Mobile Reach)

- λ_{BC} (PCReach ∩ Mobile Reach)

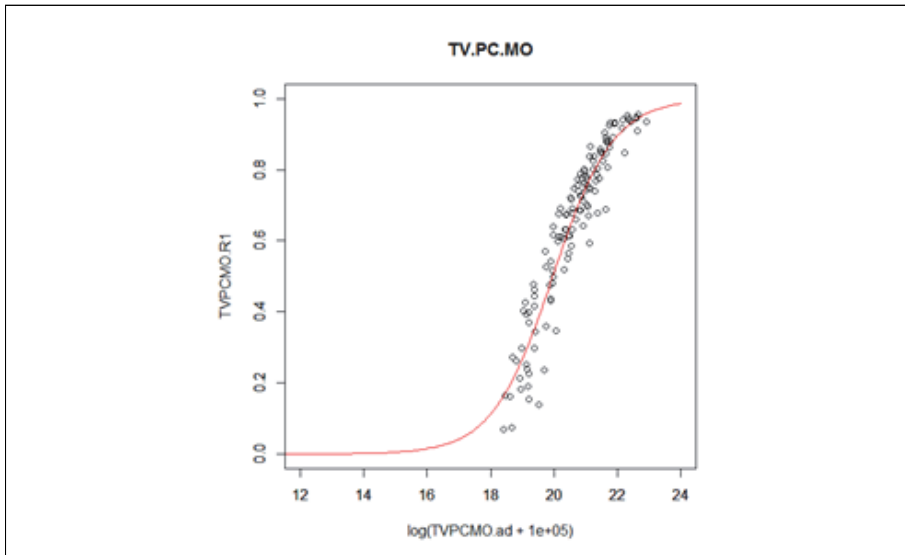
+ λ_{ABC} (TVReach ∩ PCReach ∩ Mobile Reach)

4. 연구 결과

1) 통합 광고 노출 효과 및 매체 간 중복비 속성

첫 번째 연구 결과로 매체별 광고비와 그에 따른 광고 도달률을 살펴보았다. 〈그림 3〉은 3-스크린 TV, PC, 모바일의 총광고비와 통합 광고 도달률 수준을 나타내고 〈그림

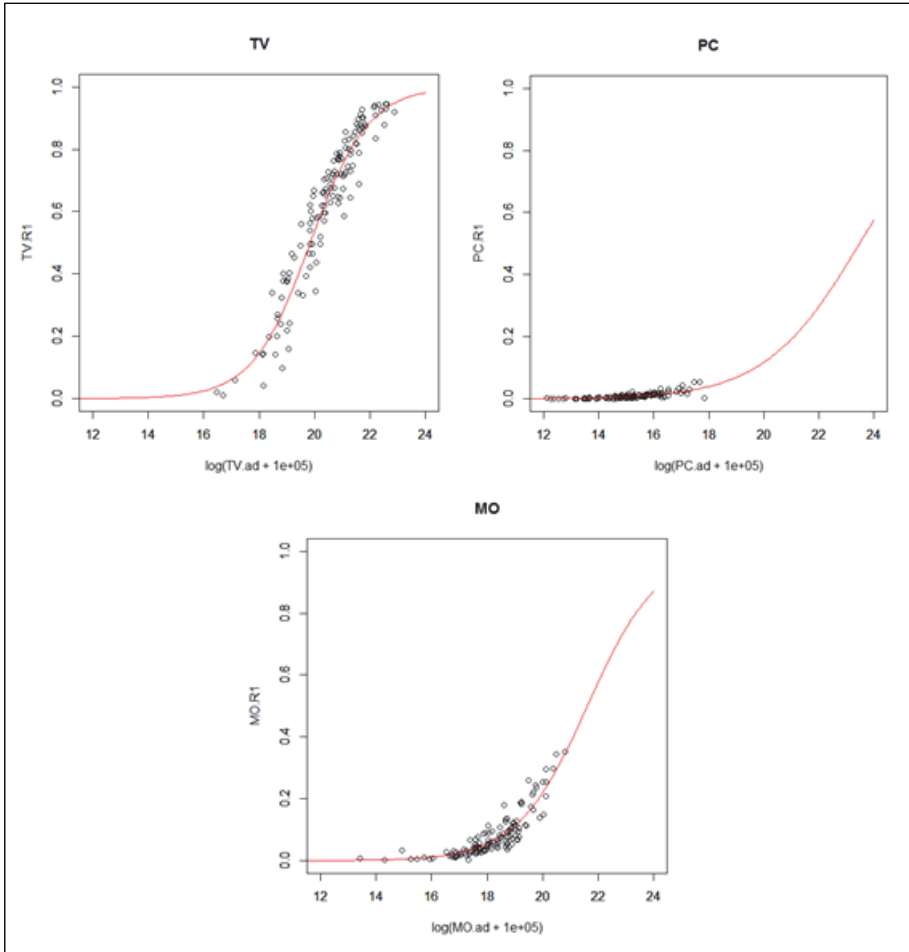
그림 3. 총광고비와 통합 도달률 간 베타 회귀 분석 결과(분포도)



4) 는 매체 개별 광고비와 광고 도달률을 보여 준다. 첫째, 총광고비와 통합 도달률 간 S 곡선(S-shaped curve)을 형성하며 3-스크린 광고 집행이 성숙 단계에 진입했음을 시사한다. 3-스크린에 광고를 집행한 광고주의 관측값이 통합 도달률 약 50%~90% 구간에 밀집되어 분포되어 있는 점을 확인할 수 있다. 둘째, 개인 전체 매체별 도달률을 보면 TV의 평균 도달률은 61.6%, PC의 평균 도달률은 1.0%, 모바일의 평균 도달률은 8.1%로 나타났다. PC의 도달률은 최대 30% 이하로 관측되는 반면, 모바일은 최대 50.1%까지 획득하며 PC 대비 모바일의 성장 가능성이 보이는 것을 알 수 있다. 셋째, 매체 간 중복비 발생은 TV와 모바일의 조합에서 기인하는 것으로 나타났다. 즉, 영상 시청 기기가 TV와 모바일의 조합으로 진화한 것으로 해석된다. 과거 전통 TV 앞에서 실시간 방송 프로그램을 시청하는 수동적인 시청 행태에서 벗어나 모바일의 이용 편의성으로 언제 어디서나 이용자가 원하는 방송 콘텐츠를 시청할 수 있는 능동적인 시청 행태가 반영된 것으로 해석된다.

매체 간 중복비 알고리즘은 기댓값 대비 매체 간 중복 노출 실측값으로 산출된다. 예를 들어 TV와 모바일 내 중복 실측값과 TV와 모바일 내 중복 될 가능성을 내포한 확

그림 4. 매체별(TV, PC, 모바일) 광고비와 통합 도달률 간 베타 회귀 분석 결과(분포도)



* MO = 모바일(Mobile)

률값 간 비율을 추정하는 것이다. 이를 통해 매체 중복 간 시청 속성을 파악할 수 있다. 중복비가 1에 근접하면 두 매체는 독립적인 관계이고 1 이상이면 중복 노출 경향이 있고 1 이하이면 선택 노출 경향이 있음을 뜻한다. 50대 이상의 경우 TV와 모바일의 중복비가 1.382로 두 매체 간 중복 노출 경향이 큰 것을 알 수 있다. 다시 말해, TV 시청하는 사람들은 모바일에도 노출되는 경향(positively associated)이 있음을 뜻한다. 50대 이상 연령층의 시청 기기의 소비 축이 전통TV에서 모바일로 전이되는지 아니면 중

표 4. 연령대의 매체별 광고 도달률 및 매체 간 중복률

연령대	도달률 (%)	TV	PC	MO	TV∩PC	TV∩MO	PC∩MO	TV∩PC∩MO	TV∪PC∪MO
개인 전체	평균	61.6	1.0	8.1	0.8	5.7	0.2	0.2	64.2
	최소	1.0	0.0	0.2	0.0	0.1	0.0	0.0	6.8
	최대	94.6	5.5	35.1	4.6	31.8	1.9	1.9	95.5
10대	평균	49.8	1.0	13.8	0.8	9.2	0.7	0.7	53.3
	최소	0.2	0.1	0.3	0.1	0.5	0.2	0.3	0.8
	최대	90.9	5.1	49.1	4.0	40.0	1.9	1.9	92.3
20대	평균	56.4	2.0	8.6	1.6	6.3	1.0	0.9	58.5
	최소	0.8	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.8
	최대	91.3	9.4	40.8	6.5	31.1	5.3	4.5	93.0
30대	평균	60.6	1.4	9.3	1.4	6.6	0.6	0.6	63.4
	최소	0.9	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	2.3
	최대	95.5	7.8	37.4	7.2	34.1	2.6	2.6	96.5
40대	평균	64.4	1.0	11.2	0.9	8.3	0.6	0.6	67.3
	최소	1.4	0.1	0.2	0.1	0.2	0.1	0.1	6.8
	최대	96.3	5.2	50.8	4.5	48.1	2.6	2.4	97.6
50대 이상	평균	69.4	1.0	8.3	0.9	6.5	0.4	0.4	71.3
	최소	1.7	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	3.7
	최대	98.6	4.6	31.1	4.6	30.4	1.8	1.8	98.9

표 5. 매체 간 중복 노출비의 속성

연령대	$\frac{TVR \cap PCR}{TVR * PCR}$	$\frac{TVR \cap MoR}{TVR * MoR}$	$\frac{PCR \cap MoR}{PCR * MoR}$	$\frac{TVR \cap PCR \cap MoR}{TVR * PCR * MoR}$
개인 전체	1.03	1.06	0.83	0.65
10대	0.70	1.05	0.60	0.24
20대	1.34	0.87	1.18	0.55
30대	1.11	1.07	1.25	1.42
40대	0.85	1.08	1.67	0.48
50대 이상	0.95	1.38	0.96	0.57

복 시청 기기로 활용하는지 향후 추이를 살펴보아야 할 것이다. 30대의 경우 TV, PC, 모바일의 중복비가 거의 1 이상이며 TV, PC, 모바일 간 중복비도 타 연령층 대비 가장 높아 세 매체를 조합하며 능동적으로 이용하는 층으로 파악된다. 10대의 경우 TV와 PC, PC와 모바일의 중복비는 0.70, 0.60으로 두 매체를 사용할 때는 둘 중 하나를 선택하는 경향이 있어 두 매체 간 상호 보완, 상호 대체 관계가 아님을 알 수 있으며 오히려 TV 방송 프로그램을 모바일을 통해 시청하는 행태가 두드러지는 것으로 나타났다.

2) 통합 도달률과 광고비 최적화 배분

본 연구는 최종적으로 최적화모델을 사용해 주어진 예산 내 통합 도달률을 최대화하는 해를 구하여 TV, PC, 모바일의 광고비를 최적 배분하는 것이 목적이다. <표 6>에서 도출한 매체별 광고비와 도달률 간 베타 회귀 계수를 활용하고 매체 간 중복비(<표 5>)를 가중치로 적용하면서 최적화 알고리즘(Optimization Algorithm)을 활용해 광고비 예산을 백만 원 단위로 증가할 때 획득 가능한 도달률 최적화 값을 산출하고자 했다. 예를 들어 광고비 예산이 월 기준 3억 원일 경우, 25억 원일 경우, 100억 원일 경우 등 예산 규모에 따라 TV, PC, 모바일에 얼마씩 투입해야 하고, 그에 따라 획득 가능한 도달률 수준은 어느 정도인지, 중복이 제거된 통합 도달률 값을 추정하고자 했다.

최적화 배분 결과 <그림 5>, <그림 6>, <그림 7>, 연령대를 개인 전체, 10대, 20대, 30대, 40대, 50대 이상 층으로 세분화하여 총광고비 수준에 따른 매체별 광고비 최적 배분율과 획득 가능한 도달률 예측 곡선이 나타난다. <그림 5>의 개인 전체를 대상으로 할 경우, 총광고비 5억 원 이하일 때는 PC와 모바일의 배분율이 비교적 균등한 편이나 5억 원 이상부터는 PC보다 모바일의 광고 비율이 많아진다. 모바일에서 획득 가능한 도달률의 포화점은 약 40% 수준으로 확인된다. 10대 학생층을 타깃으로 할 경우, 3억 원의 예산 수준에서 광고비 배분율이 각각 85.8% : 3.1% : 11.1%, 30억 원 예산 수준에서는 86.1% : 1.7% : 12.2%로 PC 보다는 모바일의 광고비 배분율이 전체의 10% 이상으로 설정할 때 도달률 최댓값을 획득할 수 있는 것으로 나타났다.

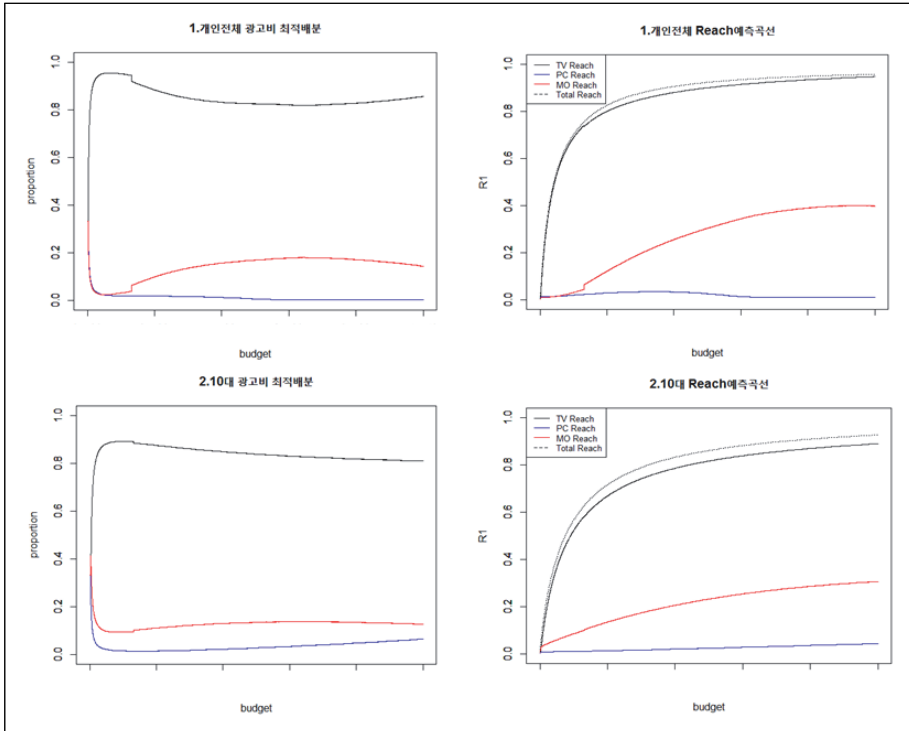
<그림 6>의 20대 젊은 층을 타깃으로 할 경우, 타 연령층과 달리 총광고비 특정 구간 내에서 PC와 모바일 간 광고비 배분율이 혼재된 양상을 보인다. 총광고비가 13억 원에서 23억 원 구간일 경우 모바일 대비 PC에 좀 더 광고비를 투입하는 것이 효율적인

표 6. 매체별 도달률과 광고비 간 베타 회귀 분석 결과

연령대	TV				PC				모바일				
	Estimate	Std. Error	zvalue	Pr(> z)	Estimate	Std. Error	zvalue	Pr(> z)	Estimate	Std. Error	zvalue	Pr(> z)	
개인 전체	(Intercept)	-19.0	0.635	-29.9	<2e-16 ***	-13.7	0.72	-19	<2e-16 ***	-17.1	0.62	-27.7	<2e-16 ***
	log(ad)	0.959	0.031	30.64	<2e-16 ***	0.582	0.05	12.8	<2e-16 ***	0.792	0.03	24.2	<2e-16 ***
	Log-likelihood	173.3				533.3				307.4			
	R-squared	0.9091				0.6857				0.7843			
10대	(Intercept)	-18.6	0.71	-26.2	<2e-16 ***	-11.2	1.07	-10	<2e-16 ***	-13.4	1.33	-10	<2e-16 ***
	log(ad)	0.906	0.03	26.3	<2e-16 ***	0.399	0.07	5.86	4.73e-09 ***	0.598	0.07	8.4	<2e-16 ***
	Log-likelihood	157.2				583.5				311.4			
	R-squared	0.8267				0.278				0.3111			
20대	(Intercept)	-18.4	0.8	-23	<2e-16 ***	-14.2	0.95	-15	<2e-16 ***	-16.3	1.27	-13	<2e-16 ***
	log(ad)	0.911	0.04	23.3	<2e-16 ***	0.645	0.06	10.8	<2e-16 ***	0.73	0.07	10.8	<2e-16 ***
	Log-likelihood	138.5				479.5				365			
	R-squared	0.7769				0.4334				0.3762			
30대	(Intercept)	-18.8	0.71	-27	<2e-16 ***	-11.4	1.07	-11	<2e-16 ***	-15.7	1.17	-13	<2e-16 ***
	log(ad)	0.946	0.03	27.1	<2e-16 ***	0.438	0.07	6.45	1.09e-10 ***	0.715	0.06	11.5	<2e-16 ***
	Log-likelihood	156.3				540.7				258.5			
	R-squared	0.8761				0.3801				0.313			
40대	(Intercept)	-19.8	0.65	-30	<2e-16 ***	-12.2	0.99	-12	<2e-16 ***	-15.8	1.1	-14	<2e-16 ***
	log(ad)	1.004	0.03	31.2	<2e-16 ***	0.479	0.06	7.62	2.59e-14 ***	0.735	0.06	12.5	<2e-16 ***
	Log-likelihood	178.2				538.2				228.7			
	R-squared	0.9148				0.3579				0.4234			
50대 이상	(Intercept)	-21.6	0.86	-25	<2e-16 ***	-13.5	0.89	-15	<2e-16 ***	-13.4	1.23	-11	<2e-16 ***
	log(ad)	1.108	0.04	25.8	<2e-16 ***	0.57	0.06	10.1	<2e-16 ***	0.583	0.07	8.9	<2e-16 ***
	Log-likelihood	163.5				528.1				283.7			
	R-squared	0.8881				0.4649				0.3555			

*** $p < .001$; ** $p < .01$; * $p < .05$

그림 5. 연령대별 매체 광고비 최적 배분 및 도달률 예측 곡선(개인 전체, 10대)

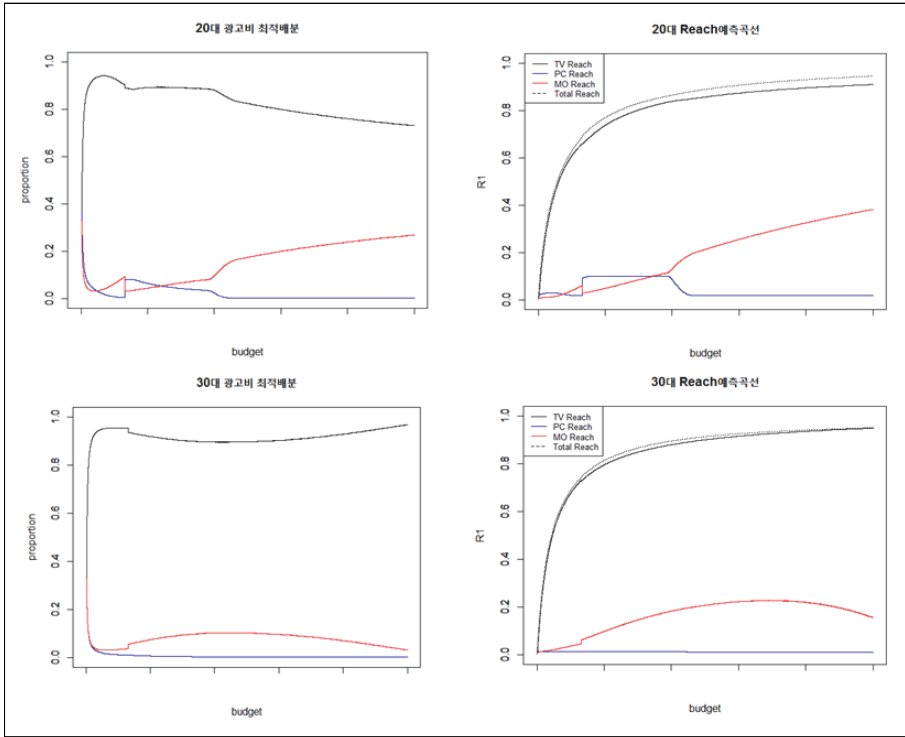


광고 집행 전략이며 23억 원 이상일 경우 PC보다는 모바일에 광고비를 투입함으로써 도달률을 높일 수 있음이 확인되었다. 30대를 타깃으로 할 경우, 모바일의 광고 비중은 약 10% 수준이 적당하며 모바일의 도달률 포화점은 30% 수준인 것으로 나타났다.

〈그림 7〉의 40대를 타깃으로 할 경우, 타 연령층과 달리 모바일의 광고 비중을 점차 늘려 나가는 전략이 노출 커버리지를 확보하는 데 유효한 것으로 추정되며 포화점은 타 연령층과 대조적으로 최대 60%수준까지 획득할 수 있는 유연성을 가진 타깃층으로 나타났다. 50대 이상 연령층의 경우, PC와 모바일 대비 전통 TV의 광고 비중이 비교적 높은 편으로 50대와 60대는 여전히 전통 TV의 고정 시청층임을 재확인하였다.

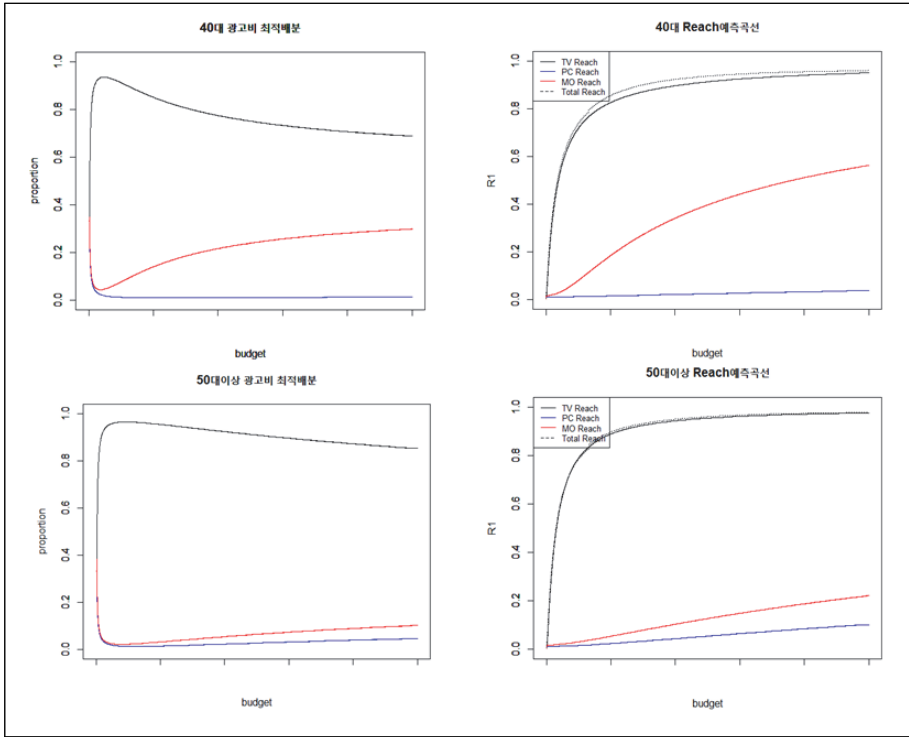
연령대를 전체, 10대, 20대, 30대, 40대, 50대 이상으로 세분화하여 통합 도달률을 최대화할 수 있는 광고비 최적 배분율과 도달률 예측 곡선이 시사하는 바를 요약하면, 첫째, 연령대별 매체 이용 특성이 반영되어 광고비 최적 배분율이 각각 상이함을 알

그림 6. 연령대별 매체 광고비 최적 배분 및 도달률 예측 곡선 (20대, 30대)



수 있다. 광고비 최적 배분은 주 매체와 보조 매체를 TV와 모바일을 선택하고 2차 보조 매체로 PC를 활용하는 것이 고려된다. 둘째, 통합 도달률 획득에 기여하는 매체는 TV의 도달률임을 확인하였다. 즉, 범용적인 노출 규모 확보에 있어서 전통 TV 시청층을 기반으로 한 TV의 매체력을 재확인할 수 있다. 셋째, 모바일의 경우, 비용 대비 도달률 획득에 대한 임계치가 존재함을 알 수 있다. 일정 규모 이상의 예산을 투입해도 얻을 수 있는 도달률에 한계 체감점이 발생한다는 뜻이다. PC는 도달률 규모가 최대 20% 이상을 초과하지 못하고 모바일은 최대 60% 이상을 넘지 않을 것으로 추정된다. 이는 다매체 환경 내 TV, PC, 모바일 소비가 보편화되었다고 하더라도 현재 수준 이상의 폭발적인 성장을 기대하기보다 현 규모가 유지되는 단계에 접어들었음을 시사한다. 넷째, 타 연령대와 달리 20대를 타깃으로 설정할 때 일정규모 예산 범위 내에서 PC와 모바일 두 매체 간 광고비 배분율이 혼재되는 패턴을 보여, PC와 모바일 조합에 대한 미디어 플래

그림 7. 연령대별 매체 광고비 최적 배분 및 도달률 예측 곡선 (40대, 50대 이상)



닝 전략이 신중하게 고려되어야 한다. 이와 대조적으로 40대층을 타깃으로 할 경우 모바일에 투입할 광고 비중이 늘어나며 모바일의 도달률도 60% 수준에 근접하는 양상을 띠는데 이는 학생층, 젊은 층에서는 어느 정도 모바일 이용량이 완전 보급 수준에 도달한 반면, 40대 연령층에서 모바일 잠재 이용량이 남아 추가 성장할 가능성이 있음을 시사한다.

〈표 8〉은 예측 정확도를 평가하는 지표이다. 예측 오차를 산정하기 위해 모든 관측 데이터에서 산출된 개체값에 대한 예측값이 아니라, 해당 개체를 제외한 관측 데이터에서 산출된 개체에 대한 예측값을 구해야한다. 예측 오차의 평가 기준이 되는 지표로 평균 오차(ME: Mean Error)는 예측 편향을 나타내는 지표이며, 평균 절댓값 오차(MAE: Mean Absolute Error)는 예측 정확성의 지표로 사용된다(허명희, 2015). 모델의 예측 오차를 살펴보면 개인 전체의 평균 오차와 평균 절댓값 오차가 0.04, 0.31로

표 7. 광고비 최적 배분 및 도달률 예측 시뮬레이션 결과(예시: 총 25억 원)

연령대		TV	PC	Mobile	Total
개인 전체	Budget	2,159,121,000	43,761,000	297,119,000	2,500,000,000
	Share(%)	86.4%	1.8%	11.9%	100.00%
	Reach(est)	82.9%	3.2%	16.0%	85.6%
10대	Budget	2,169,474,000	39,242,000	291,284,000	2,500,000,000
	Share(%)	86.8%	1.6%	11.7%	100.0%
	Reach(est)	71.0%	1.5%	15.5%	75.8%
20대	Budget	2,233,116,000	127,911,000	138,973,000	2,500,000,000
	Share(%)	89.3%	5.1%	5.6%	100.0%
	Reach(est)	77.5%	10.0%	6.6%	80.5%
30대	Budget	2,274,551,000	12,993,000	212,457,000	2,500,000,000
	Share(%)	91.0%	0.5%	8.5%	100.0%
	Reach(est)	82.6%	1.4%	12.3%	84.4%
40대	Budget	2,066,436,000	22,902,000	410,662,000	2,500,000,000
	Share(%)	82.7%	0.9%	16.4%	100.0%
	Reach(est)	85.2%	1.6%	23.0%	88.2%
50대 이상	Budget	2,367,634,000	39,882,000	92,484,000	2,500,000,000
	Share(%)	94.7%	1.6%	3.7%	100.0%
	Reach(est)	91.1%	2.7%	6.5%	91.8%

낮아 모형의 정확도가 우수한 편임을 알 수 있다. 10대, 20대, 30대, 40대 모형의 경우 평균 오차와 평균 절댓값 오차가 모두 1 미만으로 낮은 편으로 개인 전체 다음으로 모형이 우수한 편임을 확인했다(허명희, 2015).

〈수식 2〉 예측 오차의 편향과 정확성

개체 i 의 예측 오차 = $y_i - \hat{y}_{-i}$

y_i : 개체 i 의 관측값(reach)

\hat{y}_{-i} : 개체 i 를 제외한 관측 데이터에서 산출된 개체 i 의 예측값

$$ME(\text{mean error}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \widehat{y}_{-i})$$

$$MAE(\text{mean absolute error}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \widehat{y}_{-i}|$$

* 허명회(2015)에서 재구성.

표 8. 예측 정확도 평가: 통합 도달률의 실측값과 예측값 간 오차

연령대	예측값	ME	MAE	MSE
개인 전체	estimate	0.04%	0.31%	0.00%
10대	estimate	-0.04%	0.57%	0.01%
20대	estimate	-0.10%	0.66%	0.01%
30대	estimate	0.10%	0.68%	0.01%
40대	estimate	0.01%	0.43%	0.00%
50대 이상	estimate	0.97%	1.10%	0.04%

5. 결론 및 제언

본 연구의 목적은 3-스크린 싱글소스 패널을 활용해 TV, PC, 모바일의 방송/동영상 광고의 통합 노출량을 측정하고, 도달률의 최적화 값을 구하는 광고비 최적 배분 모델을 제안하는 것이었다. 본 연구 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 3-스크린 광고 집행 보편화와 TV, 모바일 조합의 노출 중복비 증가이다. 3-스크린에 광고를 집행하는 광고주의 증가가 가진 의미는 전통 매체와 디지털 매체 간 최적의 조합을 찾아 크로스미디어 믹스를 통한 광고 커뮤니케이션 효율성 평가가 필수 과정인 것으로 풀이된다. 그에 따라 TV와 모바일 간 도달률 중복비 규모도 증가하는 추세로 나타났다. 총광고비와 통합 도달률 간 S자 곡선(S-shaped curve) 양상을 형성하며 TV와 모바일 간 조합을 통해 통합 도달률을 획득하는 패턴이 확인되었다.

둘째, 매체 간 중복비의 속성을 통한 연령별 시청 행태 변이이다. 중복비라 함은 매체 간 중복 실측값과 기댓값 간 확률적 속성비(ratio)를 따져 중복비가 1이면 두 매체가 독립적, 1 이상이면 중복 노출 경향(positively associated), 1 이하이면 상호 배타

노출 경향(negatively associated) 속성을 지님을 알 수 있다. 그 결과, 50대 이상이 TV와 모바일의 중복비가 가장 큰 집단으로 확인되었다. 이는 TV와 모바일의 연계 시청 패턴이 10대, 20대, 30대 등 젊은 층에서는 안정기에 접어들었으며 50대 이상 연령층 내에서 빠르게 확산되고 있는 방향성을 확인할 수 있다. 50대 이상의 시청 기기 소비 층이 전통 TV에서 모바일로 전이되는지 아니면 중복 시청 행태로 발현되는지 향후 추이를 지켜볼 필요가 있다. 과거 전통 TV를 통해 실시간 방송 프로그램을 정해진 시간에 시청하는 수동적이고 제약적인 시청 환경에서 벗어나 모바일의 탈시공간 이용 편의성, 접근 가능성을 기반으로 언제 어디서나 원하는 방송 콘텐츠를 시청하는 능동적인 환경으로 변화하였음을 뜻한다. 이런 환경에 맞추어 연령대별, 타깃 수용자층별, TV, PC, 모바일 간 최적의 조합으로 광고비를 최적 배분하는 미디어 플래닝 전략이 요구되는 시점이다.

셋째, 광고비 최적 배분과 그에 따른 도달률 예측 모형의 구축이다. 연령대별 TV, PC, 모바일에 투입할 광고비 배분을 제시하고 획득 가능한 도달규모를 예측하였다. TV 도달률 양상이 통합 도달률의 곡선과 비슷한 패턴을 보이며 일정 규모 이상 투입 시 PC와 모바일에서의 임계점, 즉 한계 체감점을 확인할 수 있었으며 타 연령과 달리 20대층에서 특정 광고비 구간 내 PC와 모바일 간 광고비 배분율의 혼재성과 복잡성이 발견되었다.

본 연구 결과의 시사점은 세 가지 측면에서 논의될 수 있다. 첫째, 3-스크린 커버리지 확장을 통한 통합광고 노출 효과의 정교성이다. 넓은 영상 시청 규모 네트워크를 확보한 유튜브(Youtube), SMR, 네이버(Naver), 다음(Daum)뿐 아니라 그 외 서비스를 추가했으며 PC와 모바일 광고 유형의 경우 동영상 광고(VOD, Video on Demand)로 지정했다. 이서용(2013)의 연구는 TV와 PC 배너 광고로 한정된 2-스크린 통합 광고 노출 효과를 분석하여 요즘 가장 주목받는 모바일 동영상 광고를 포함하지 않았고 박현수(2015)의 3-스크린 기반 연구는 2014년 브라질 월드컵이라는 대형 스포츠 이벤트가 있던 기간의 데이터를 활용하여 결과의 보편성에 한계가 있다고 여겨진다. 따라서 본 연구는 선행 연구의 한계점을 보완하여 모바일 동영상 광고를 포함한 3-스크린 싱글소스 데이터를 특수 이벤트나 사안이 없었던 일정 기간 동안 분석했다는 점에서 의의가 있다.

둘째, 매체 간 중복 실측값을 통한 이용자의 TV, PC, 모바일 간 시청 속성 분석이다. TV, PC, 모바일을 사용하는 3-스크린 싱글소스 패널 대상으로 동일한 사람에게서 해당 캠페인이 어느 매체에 노출되었는지, 매체 간 중복 노출비는 어떠한지 추정값이

아닌 실측값을 사용했다. $TV \cap PC$, $TV \cap$ 모바일, $PC \cap$ 모바일, $TV \cap PC \cap$ 모바일 간 시청 속성이 독립적인지, TV 매체에 노출되는 사람은 모바일에도 노출되는 경향이 있는 중복 노출 속성인지, TV와 모바일 둘 중 하나를 선택하는 상호 배타성 속성인지 등 연령대별 매체 간 중복 시청 행태를 추론할 수 있었다.

셋째, 통합 광고 노출량 획득을 위한 광고비 최적 배분 모델의 구축이다. 최적화 함수(Optim Algorithm)를 활용해 예산 수준에 따라 통합 광고 도달률을 최적화할 수 TV, PC, 모바일 광고비 배분율과 그에 따른 매체별 광고 노출량, 중복이 제거된 통합 노출량 모형을 제시했다. 예를 들어 개인 타겟으로 월 25억 원 광고비를 집행할 경우, TV, PC, 모바일의 광고비 최적 배분율은 각각 86.7%, 1.5%, 11.8%이고 이에 따른 획득 가능한 도달률은 각각 83.0%, 2.9%, 15.9%이며 통합 도달률은 산술 통합인 101.8% ($83.0\% + 2.9\% + 15.9\%$)가 아니라 TV와 모바일 간 중복비로 인해 85.6%임을 예측할 수 있다. 이 모델에서 연령대, 타겟별, 예산 금액 수준에 맞추어 조정된 결과값이 추정되며, 알고리즘을 적용해 웹사이트로의 구현이 가능한 부분이다. 실무단에서 크로스 미디어 광고 캠페인 효과를 위한 미디어 플래닝 수립 시 광고 효과 웹사이트 형태로 사용하며 가이드라인으로 활용할 수 있다.

하지만 본 연구의 한계점은 후속 연구의 필요성을 제시한다. 본 연구를 확장하여 측정 매체, 분석 기간, 분석 변인, 그리고 싱글소스 패널 규모를 확충한 통합 광고 효과 연구가 바람직할 것이다. 도달률 지표 외에도 유효 도달률(R 3+), 평균 빈도(Average Frequency), GRP(Gross Rating Points)를 활용하고 업종별, 광고주별, 채널 등 세부 분석을 포함한 후속 연구가 지속적으로 진행된다면 체계적이고 과학적인 광고 매체 전략 수립에 활용될 수 있을 것이다. 또한, 방송 광고 산업 및 사업자 간 협조를 이끌어 내는 조력(facilitator)의 중요성이다. 기술적 측면에서는 디지털 매체의 영상 측정의 제약을 해소할 수 있는 방안을 모색하고, 실무적 측면에서는 매체사, 광고 대행사, 광고주, 사업자 간 협조를 통해 활발한 통합 광고 효과 연구가 진행될 수 있을 것이다. 학문적 측면에서는 현대 소비자의 다매체 이용 행태와 광고 노출에 대한 이해를 바탕으로 통합 광고 효과 평가 방법의 적합성, 정교화, 적용 가능성을 다각적인 측면에서 고찰하고 탐색하는 연구가 진행되어야 할 것이다. 이를 토대로 다매체 광고 통합 효과에 대한 연구가 지속적이고 적극적으로 수행되어 광고 업무의 전문성과 광고 산업의 건강한 성장에 기여할 수 있기를 기대한다.

참고문헌

- 박원기 (2012). 우리나라 광고주의 매체 이용 실태에 관한 연구. *한국광고홍보학보*, 14권 1호, 269~316.
- 박원기 · 이시훈 (2013). 광고예산과 광고매체 의사결정과정에 관한 연구. *광고연구*, 98호, 85~114.
- 박현수 (1999). 광고 매체 계획과 평가 방법에 대한 국내 대행사 실무자들의 인식. *광고학연구*, 10권 3호, 105~122.
- 박현수 (2015). TV, 온라인, 모바일의 3-Screen 통합 광고 노출과 중복 노출의 규명 및 통합 광고 노출량 추정모델에 대한 연구. *광고학연구*, 26권 7호, 7~26.
- 오창우 · 오세성 · 박노성 (2007). 크로스미디어렙 제도의 특징 및 이의 기능 및 효과에 대한 광고 대행사 종사자들의 인식. *광고학연구*, 18권 5호, 119~139.
- 이경렬 (2012). TV 광고와 인터넷 배너광고 간의 크로스미디어광고의 효과에 관한 실증적 연구: 광고인게이지먼트, 브랜드인게이지먼트, 구매의도를 중심으로. *커뮤니케이션학연구*, 20권 3호, 67~90.
- 이서용 (2013). *크로스미디어 광고의 매체 중복 노출 및 통합 노출 효과 규명에 대한 연구: 지상파 TV와 케이블TV, 온라인 광고를 중심으로*. 단국대학교대학원 박사학위 논문.
- 조정식 · 한정호 · 박남숙 (1997). 우리나라 광고주들의 광고예산 수립과정의 실제. *광고연구*, 35호, 81~93.
- 주근희 (1988). 광고매체 노출모델에 관한 비교연구: 미국 내 문헌을 중심으로. *광고연구*, 26호, 287~314.
- 한상만 · 이해선 · 박종석 · 김소영 · 김윤식 (2003). 광고 의사결정 지원 시스템 구축에 관한 연구(ADEM II): 최적 예산배분을 중심으로. *광고학연구*, 14권 2호, 85~118.
- 한상필 (2011). 매체별 광고비 예측에 관한 연구. *한국광고홍보학보*, 13권 3호, 83~112.
- 허명희 (2014). *응용데이터분석 Applied data analysis using R*. 파주: 자유아카데미.
- 허명희 (2015a). *N스크린 통합 도달률 추정*. 닐슨.
- 허명희 (2015b). *미디어믹스 Reach 최적화*. 닐슨.
- 닐슨 (2015a). *3 Screen 통합광고효과조사*.
- 닐슨 (2015b). *미디어 리포트: 영상 전성시대*.

- Agostini, J. M. (1961). How to estimate unduplicated audience. *Journal of Advertising Research*, 1(1), 11~14.
- Broadbent, S. (1988). *The advertiser's handbook for budget determination*. Association of National Advertisers: Lexington Books.
- Cannon, H. M., Smith, J. A., & Williams, D. L. (2007). A data-overlay approach to synthesizing single-source data. *Journal of Advertising*, 36(4), 7~18.
- Cribari-Neto, F., & Zeileis, A. (2010). Beta regression in R. *Journal of Statistical Software*, 34(2), 1~24.
- Ferrari, S. L. P., & Cribari-Neto, F. (2004). Beta regression for modeling rates and Proportions. *Journal of Applied Statistics*, 31(7), 799~815.
- Grün, B., Kosmidis, I., & Zeileis, A. (2012). Extended beta regression in R: Shaken, stirred, mixed, and partitioned. *Journal of Statistical Software*, 48(11), 1~25.
- Hofmans, P. (1996). Measuring the cumulative net coverage of any combination of media. *Journal of Marketing Research*, 3(3), 267~278.
- Jones, J. P. (1995). Single-Source research begins to fulfill its promise. *Journal of Advertising Research*, 35(3), 9~17.
- Lancaster, K. M., & Stern, J. A. (1983). Computer-based advertising budgeting practice of leading US consumer advertising. *Journal of Advertising*, 12(4), 4~9.
- Leckenby, J. D., & Boyd, M. M. (1984). An improved beta binomial reach/frequency model for magazines. *Current Issues and Research in Advertising*, 7(1), 1~24.
- Leckenby, J. D., & Rice, M. D. (1985). A beta binomial network TV exposure model using limited data. *Journal of Advertising*, 14(3), 25~31.
- Lynch, J. E., & Hooley, G. J. (1990). Increasing sophistication in advertising budget setting. *Journal of Advertising Research*, 30(1), 67~75.
- Rust, R. T., & Klompmaker, J. E. (1981). Improving the estimation procedure for the beta binomial TV exposure model. *Journal of Marketing Research*, 18(4), 442~448.
- Rust, R. T., & Leone, R. P. (1984). The mixed-media Dirichlet multinomial distribution: A model for evaluating television-magazine advertising schedules. *Journal of Marketing Research*, 21(1), 89~99.
- Schultz, D., & Block, M. E. (1986). Empirical estimation of advertising response functions. *Journal of Media Planning*, 1(1), 17~24.
- Von Gonten, M. F., & Donius, J. (1997). Advertising exposure and advertising effects: New panel-based findings. *Journal of Advertising Research*, 37(4), 51~60.
- Wood, L. (1990). *Single source solutions*. Television Symposium. Tarrytown, NY: Communications Operations.

Wright, M. H. (2010). Nelder, Mead, and the other simplex method. *Documenta Mathematica*, 7, 271~276.

논문투고일: 2016년 12월 1일

논문심사일: 2016년 12월 28일

게재확정일: 2017년 1월 4일

Abstract

Total Exposure Effects of TV/Online Video Advertising and Optimizing Advertising Budget Allocation

Using 3-Screen (TV, PC, Mobile) Single Source Panel Data

Yoon, Sola

Doctoral Student, School of Journalism & Mass Communication, Korea University

Choi, Sejung Marina

Professor, School of Journalism & Mass Communication, Korea University*

The purposes of this study were to establish an optimized budget allocation model and to estimate total advertising exposure effects across three screens – television, PC and mobile platforms – using single source panel data. First, this study investigated a relationship between advertising spending on TV, PC, mobile media and total ad exposure with duplication ratios and demonstrated the increased duplication ratio between TV and mobile media in total reach, which was hidden internally. Further, the ad exposure pattern via TV and mobile media was inferred based on the duplication ratios using the Bayesian method: (a) independent viewing relationship, (b) duplicated viewing (positively associated) relationship, and (c) selectively viewing (negatively associated) relationship. Lastly, the optimized budget allocation across the three screens and its corresponding estimated total ad reach with de-duplicated were estimated using a statistical function, ‘Optimization Algorithm’. In the era of multimedia fragmentation, findings of this study provide strategic implications for effective cross-media planning.

KEY WORDS 3-screen • single source panel • total ad exposure • total ad reach • optimization • optimized budget allocation

* Corresponding author, blumarina73@korea.ac.kr