



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

이화여자대학교 대학원

2017 학년도

석사학위 청구논문

패션 브랜드 및 광고모델의
검색량과 정보량이 매출에 미치는 영향
: ARDL 시계열 모형을 통한 예측 분석

의류산업학과

서 주 연

2018

패션 브랜드 및 광고모델의
검색량과 정보량이 매출에 미치는 영향
: ARDL 시계열 모형을 통한 예측 분석

이 논문을 석사학위 논문으로 제출함

2018 년 6 월

이화여자대학교 일반대학원

의류산업학과 서주연

서 주 연 의 석사학위 논문을 인준함

지 도 교 수 박 민 정 _____

지 도 교 수 조 인 호 _____

심 사 위 원 이 세 희 _____

_____ 박 민 정 _____

_____ 조 인 호 _____

이화여자대학교 대학원

목 차

I. 서론	1
A. 연구의 배경 및 필요성	1
B. 연구의 목적	3
C. 논문의 구성	4
II. 이론적 배경	6
A. 소비자 정보탐색과 웹 검색량	6
1. 소비자 정보탐색과 웹 브라우징	6
2. 웹 검색량을 통한 예측 연구	7
B. 상품 정보와 블로그 정보량	9
1. 상품 정보의 다양화	9
2. 블로그 정보의 확산 및 예측력	10
C. 패션 브랜드의 마케팅	11
1. 소비자 관여도	11
2. 유명인 광고모델	12
3. 유명인 광고모델에 관한 선행 연구	13
4. 판매촉진 수단	14
5. 프로모션에 관한 선행연구	15
D. 시계열 분석	16
1. 시계열 분석과 자기회귀시차 모형	16
2. 시계열 분석의 선행 연구	17
III. 연구모형 및 연구가설	19
A. 연구의 모형	19

B. 연구의 가설	20
IV. 연구방법	25
A. 분석 방법	25
1. 시계열 분석의 개요	25
2. ARDL 모형 분석 절차	25
가. 단위근 검정	26
나. 자기상관 검증	26
다. 교차상관 검증	26
라. ARDL 모형 적합	26
B. 분석 대상 데이터	29
C. 데이터 수집 및 변환	29
V. 실증 결과 - ARDL 모형 구축	33
A. 정상성(Stationary) 검증	33
B. 자기상관 검증	37
C. 교차상관 검증	39
D. ARDL모형 적합	47
1. ARDL모형 적합	47
2. AR모형 및 ARDL모형 비교 평가	48
E. 추가 분석	50
VI. 결론 및 논의	54
A. ARDL 모형 평가 및 가설 검증	54
B. 학문적 의의	57
C. 실무적 의의	59
D. 한계 및 제언	61

참고문헌	63
ABSTRACT	73

표 목 차

<표 1> 수집 데이터 요약 테이블	31
<표 2> 데이터의 기술통계량	32
<표 3> ADF 단위근 검정	36
<표 4> 매출의 자기상관 분석 결과	38
<표 5> 매출의 자기회귀 분석 결과	39
<표 6> 매출과 독립변수들 간의 교차상관관계	46
<표 7> 매출 예측 ARDL 모형 결과	48
<표 8> 매출의 자기회귀모형에 추가된 변수에 따른 기여도	49
<표 9> 일별매출 X 검색량	52
<표 10> 가설 검증	57

그 립 목 차

[그림 1] 연구 모형	19
[그림 2] 본 연구의 ARDL 시계열 모형의 분석 절차	28
[그림 3] 매출의 시계열	34
[그림 4] 브랜드 검색량(전체)의 시계열	34
[그림 5] 브랜드 검색량(쇼핑)의 시계열	34
[그림 6] 브랜드 정보량의 시계열	34
[그림 7] 광고모델 검색량의 시계열	34,35
[그림 8] 광고모델 정보량의 시계열	34,35
[그림 9] 자연로그를 취한 광고모델 정보량의 시계열	35
[그림 10] 매출의 자기상관	38
[그림 11] 매출의 편자기상관	38
[그림 12] 매출 X 브랜드 검색량(전체)	40
[그림 13] 매출 X 브랜드 검색량(쇼핑)	41
[그림 14] 매출 X 브랜드 정보량	42
[그림 15] 매출 X 광고모델 검색량	43
[그림 16] 매출 X ln광고모델 정보량	44
[그림 17] 매출 X 프로모션	45
[그림 18] 일자별 매출-검색량 비교 분석	51
[그림 19] 일별 매출 X 브랜드 검색량 교차상관	52

논 문 개 요

최근 기업들은 치열한 경쟁 속에서 자사의 이미지를 소비자에게 긍정적으로 인식시키기 위해 노력하고 있다. 특히, 소비자와의 커뮤니케이션을 기반으로 하는 다양한 마케팅 활동을 전개하고 있으며, 이러한 커뮤니케이션 전략에 따라 소비자의 기억 속에 저장되는 기업이나 브랜드의 내용과 구조가 다르게 인식될 수 있다. 인터넷과 모바일의 보편화로 무수한 정보의 홍수 속에서 살고 있는 현대인들에게 기업의 마케팅 활동은 소비자의 브랜드 연상에 기초가 되는 역할을 하며, 마케팅 활동의 결과물은 결국 브랜드의 자산으로 연결되기 때문에 이를 효과적으로 관리하고 운영해야 할 필요가 있다.

4차 산업혁명시대로 접어들면서 빅 데이터가 많은 기업의 마케팅 분야에 활용되고 있다. 최근 주요 이슈나 대중의 관심 변화 등을 파악하기 위해 웹 검색 정보나 소셜 미디어 등의 대용량 데이터를 다루는 빅 데이터 분석이 화두로 떠오르고 있으며, 이를 통해 사회 현상이나 소비 트렌드를 읽어내려는 시도가 증가하고 있다. 이러한 빅 데이터 분석은 빠르게 변화하고 트렌드에 민감한 패션 업계에서 아주 중요하게 다루어야 할 사항이다. 그러나 아직 대다수의 패션 기업들은 과거의 판매 실적이나 경험적 사고에 의존하여 마케팅과 경영 의사결정을 하고 있는 실정이다. 고객 만족과 세분화에 대한 요청이 심화되고 있는 패션 업계에서도 이를 활용할 수 있는 방안이 마련되어야 한다. 이에 본 연구에서는 브랜드의 빅 데이터 정보를 활용하여 매출에 영향을 미치는 요인을 파악하고자 하였다.

본 연구의 목적은 패션 브랜드 매출에 영향을 미치는 요인을 밝히고, 기업 내부의 데이터와 조직 외부의 빅 데이터를 결합한 매출 예측 모형을 제안하는 것이다. 본 연구의 구체적인 목적은 다음과 같다. 첫째, 웹 검색량이 매출에 미치는 영향을 알아본다. 둘째, 블로그 정보량이 매출 예측에 미치는 영향을 알아본다. 셋째, 광고모델이 매출 예측에 미치는 영향을 알아본다. 넷째, 패션 브랜드

드 매출 예측 모형을 제안한다.

본 연구는 빅 데이터 분석 방법 중 하나인 시계열 분석을 통해 수행되었으며, 그 중에서도 ARDL(Autoregressive Distributed Lags) 모형을 활용하여 결과를 도출하였다. ARDL 모형은 Pesaran & Shin(1999)과 Pesaran et al.(2001)이 제시한 시계열 분석 방법으로, 종속변수와 독립변수의 과거값을 동시에 설명변수로 사용하여 종속변수의 미래값을 예측하는 시계열 모형이다. 분석 대상으로 국내 중견기업의 캐주얼 브랜드를 선정하였다. 분석에 활용한 데이터는 2016년 4월부터 2017년 12월까지 90개의 주별 자료로 구성하였으며, 분석 변수는 브랜드 매출, 브랜드 검색량, 브랜드 광고모델 검색량, 브랜드 정보량, 브랜드 광고모델 정보량, 프로모션으로 총 6개의 변수가 사용되었다. 검색량 데이터는 구글 트렌드와 네이버 트렌드에서 수집하였으며, 정보량은 블로그 게시물 수를 활용하였다. 분석 방법은 단위근 검정, 매출의 자기상관 검증, 매출과 독립변수들의 교차상관 검증, ARDL 추정, 추정 모형 평가 및 LM 검정의 절차를 거쳐 최종 모형을 채택하였다.

최종적으로 예측력 97.8%의 모형(no constant)을 도출하였으며, 매출의 과거값, 브랜드 검색량, 모델 정보량, 프로모션이 매출 예측에 영향을 미치는 요인으로 밝혀졌다. 일자별 데이터를 추가 분석한 결과에서는 소비자의 검색 행위와 구매가 발생하는 시점에 며칠간의 편차를 보이고 있음을 확인할 수 있었으며, 검색은 주로 주중에 이루어지고 구매는 매출 발생 시점인 주말에 이루어지는 트렌드가 보여졌다.

본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 모형의 검증 결과 브랜드 검색량과 광고모델 정보량, 프로모션이 매출 예측에 영향을 미치는 요인으로 밝혀졌으며, 블로그의 브랜드 정보량과 광고모델 검색량은 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

둘째, 매출의 과거값만을 독립변수로 하는 매출의 자기회귀(AR: Autoregressive) 모형(no constant)의 예측력은 95.8%이었으며, 최종 ARDL 모형(no constant)에서는 예측력 97.8%의 결과를 보였다. 이러한 결과는 매출만으로

도 예측이 가능하나 본 연구를 통해 밝힌 다른 요인들을 추가하여 예측했을 때 높은 적중률을 보여 오차의 범위가 줄어든 것으로, 연구에서 채택한 요인들이 실제 매출에 영향을 미치는 요인임을 알 수 있다.

셋째, 최종 모형의 통계량에서 매출에 영향을 미치는 요인으로 프로모션의 상관계수가 가장 높게 나타난 것을 확인할 수 있으며, 이는 소비자들이 개인적으로 갖는 브랜드나 광고모델에 대한 관심보다 가격 프로모션에 대한 탄력성이 더 큰 것으로 해석할 수 있다.

넷째, 본 연구는 검색량과 정보량 및 매출과 프로모션의 주차별 데이터에 근거하여 예측 모형을 제시하였으므로, 해당 변수들은 단기간내 매출에 영향을 미칠 수 있는 요인이라고 할 수 있다. 또한, 검색량과 정보량, 프로모션은 한 주간 내에서도 며칠간의 편차를 두고 영향력을 행사하는 것을 추가 분석을 통해 밝혔다.

본 연구의 주요 결론 및 시사점은 다음과 같다. 첫째, 기존 소비자 정보 탐색 활동에 대한 연구는 소비자의 인지적 측면이나 의도에 국한되어 있었으나, 소비자 정보 탐색에 대한 영역을 웹 검색량으로 확대하여 매출에 미치는 영향력을 실제 매출에 적용하여 실증적으로 확인하였다. 또한, SNS(Social Network Service)에 대한 관심과 주목이 높아지고 있는 시점에서 블로그 정보에 대한 예측력을 확인하였다는 것에 의의가 있다.

둘째, 유명한 광고모델에 대한 소비자의 관심이 브랜드의 관심으로 이어져 매출에 영향을 미친다는 것을 실증적으로 확인하였다. 연구의 결과에서 광고모델의 정보량이 매출에 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다. 이는 광고모델과 브랜드와의 관계에 대한 선행 연구를 지지하는 결과이며, 기업이나 브랜드의 광고모델 선정에 신중을 기해야 할 것을 시사한다.

셋째, 최근 많은 산업계와 학계에서 빅 데이터를 접목시킨 연구들이 진행되고 있으나 아직 패션 분야의 연구는 미비하다는 점에서 향후 연구의 기초 자료를 제공하였다는 것에 의의가 있다. 또한, 기업 내부와 외부의 소셜 빅 데이터를 활용하여 매출 예측 방안을 제시하였다는 점에서 이를 활용한 마케팅 전략

및 조직의 의사결정에 도움이 될 것으로 기대한다.

본 연구의 결론을 바탕으로 후속 연구를 위한 제언을 도출하면 다음과 같다. 첫째, 특정 캐주얼 브랜드 매출 정보를 활용하여 분석을 했다는 것에 대한 한계가 있으므로, 향후 연구에서는 다른 복종군에 대한 연구가 필요할 것이다.

둘째, 본 연구는 브랜드의 전속 모델 활동 기간을 기준으로 분석 기간을 설정하였기 때문에 다소 짧은 기간의 데이터를 분석하였다. 따라서 향후 연구에서는 장기적 측면의 분석이 가능할 것으로 보이며, 모델 간의 비교 또한 이루어져야 할 것이다.

셋째, 본 연구에서는 웹 검색량과 블로그 정보량의 수치 데이터를 활용하여 분석을 진행하였으므로, 소비자의 세세한 감정까지 파악하는 것에 한계가 있다. 따라서 향후 연구에서는 대중 및 소비자들의 구체적 리뷰 및 감정 정보를 분석할 수 있도록 텍스트마이닝을 통한 분석이 진행되어야 할 것이다.

마지막으로 본 연구에서는 주차별 데이터를 활용하여 단기적 측면의 마케팅 효과를 검증하였다. 향후 연구에서는 월별, 분기별, 연도별의 장기적 측면의 분석과 일자별, 요일별 분석이 진행된다면 소비자의 다양한 트렌드를 보다 구체적으로 파악할 수 있을 것이며 이를 통해 마케팅 전략에 도움이 되는 결과를 도출할 수 있을 것으로 사료된다.

I. 서론

A. 연구의 배경 및 필요성

패션 산업에 있어 시장 상황에 대한 예측은 기업의 성패를 좌우하는 매우 중요한 요소로 여겨진다. 패션 산업은 몇 시즌을 앞서 상품을 기획해야 될 뿐만 아니라 트렌드나 계절의 변화에 따른 탄력성이 크고, 정확성이 떨어지는 예측으로 고객 이탈, 재고 부담 등의 문제를 야기할 수 있기 때문에 장기적·단기적 예측과 그에 따른 신속한 대응이 요구되고 있다.

최근 빅 데이터는 많은 기업과 다양한 학문 분야에 걸쳐 활용되고 있다. 특히, 많은 사람들이 주목하고 있는 이슈나 관심의 변화 등을 보여주는 지표인 웹 검색 정보 및 소셜 미디어 등의 대용량 빅 데이터 분석이 주요 화두로 떠오르고 있으며, 실제로 독감 예측이나 부동산 가격 예측 등에 웹 검색 트래픽이나 소셜 미디어 등의 대용량 고객 데이터를 기반으로 사회 현상 및 소비 트렌드를 분석하려는 시도가 증가하고 있다(전승표 & 박도형, 2013).

패션 업계에서 주목해야 할 부분은 사용자의 경험이나 의견이 있는 SNS상의 게시글이나 댓글 정보라고 할 수 있다. SNS 정보는 사용자들이 직접 작성한다는 점에서 소비자의 직접적인 리뷰라고 할 수 있으며, 많은 사용자들이 실시간으로 업데이트를 하기 때문에 빠르게 트렌드를 읽어낼 수 있다. 이는 시즌이나 연 마감의 판매 종료 시점으로부터 트렌드를 분석했던 것과 달리 실시간으로 분석이 가능하기 때문에 신속성이나 정확성 측면에서 더욱 효율적인 전략 수립이 가능하다는 장점을 가진다.

한편, 오늘날 기업들은 치열한 경쟁 구조 속에서 소비자들로 하여금 브랜드의 입지를 확고히 다지기 위한 노력을 기울이고 있으며 특히, 소비자와의 커뮤니케이션을 기반으로 하는 다양한 마케팅 활동을 전개하고 있다. 패션 기업들의 마케팅 활동 중 가장 흔히 접할 수 있는 마케팅 전략으로 가격 프로모션과 유명인을 통한 광고를 들 수 있다. 먼저, 가격 프로모션은 업계와 제품군을 막론

하고 가장 많이 쓰이고 유용한 판촉 수단이라고 할 수 있다(Kotler et al., 1991). 특히, 의류 상품은 계절과 트렌드에 민감한 품목으로 상품 자체의 품질보다는 시기적인 가치 하락에 기인하여 가격 프로모션을 진행하는 경우가 많다. 실제로 판촉의 여러 방법 중 가격 할인 프로모션이 구매 의도와 소비자 반응이 가장 높게 나타나고 있으며(김세희 & 이은영, 2000; Gilbert & Jackaria, 2002), 패션 브랜드들은 지속적인 가격 프로모션을 통한 매출 증대를 도모하고 있다. 다음으로 브랜드의 광고모델은 특정 인물을 통해 간접적으로 브랜드의 정보를 전달하는 수단으로, 제품에 대해 사회적 의미를 부여하고 소비자로부터 제품에 대한 반응을 이끌어냄으로써 광고에 주목시키는 역할을 한다(송배근, 2008). 이미 많은 국내 패션 기업들에서 브랜드의 광고모델로 유명인을 내세운 마케팅을 전개하고 있으며, 그 의존도는 더욱 심화되는 추세이다. 프로모션과 유명인 광고와 같은 마케팅 활동들은 소비자와 기업의 연결 고리로서 역할하고 있으며, 이러한 마케팅 활동의 결과물은 브랜드 자산으로 이어지기 때문에 이를 효과적으로 관리하고 운영해야 할 필요가 있다.

인터넷 및 모바일 사용자들이 지속적으로 증가하는 추세에 따라 온라인상의 정보는 집적 현상으로 인해 방대한 규모로 성장하고 있으며, 고객 만족과 세분화에 대한 요청이 심화되고 있는 패션 업계에서도 이를 활용할 수 있는 방안이 마련되어야 한다. 그러나 아직까지 대다수의 패션 기업들은 과거의 판매 실적이나 경험적 사고에 의존하여 마케팅과 경영 의사결정을 하고 있는 실정이다. 따라서 기업 내부에 축적되어 있는 고객 정보 및 매출 정보 등을 기업 외부에서 얻을 수 있는 빅 데이터와 결합시켜 제품의 매출 증대 및 마케팅 측면에서 효율적으로 활용할 필요가 있다.

따라서 본 연구는 웹 검색량과 SNS정보의 빅 데이터를 활용한 예측 방법을 모색하고자 한다. 즉, 패션 브랜드의 매출 예측에 도움이 되는 변인을 밝히고, 이를 통한 예측 모형 개발로 패션 기업의 의사결정 및 마케팅 전략을 보다 효율적으로 할 수 있기를 바란다.

B. 연구의 목적

본 연구의 목적은 패션 브랜드의 매출에 영향을 미치는 요인을 밝히는 것으로, 브랜드와 광고모델의 웹 검색량, 블로그 정보량 및 프로모션, 브랜드 매출 자료 등을 매출의 영향 요소로 고려하였다. 즉, 소비자들의 이슈와 관심의 척도라고 할 수 있는 웹 검색량, 패션 트렌드와 소비자의 리뷰를 함께 파악할 수 있는 블로그 정보, 그리고 유명인 광고모델의 기용이 매출 예측에 영향을 미치는지 살펴보고자 하며, 유명인에 대한 소비자의 관심도가 브랜드에 대한 관심으로 이어지는지 확인하고자 한다. 최종적으로는 판매 촉진에 가장 효과적인 수단이라고 할 수 있는 가격 프로모션에 브랜드 빅 데이터 정보인 검색량과 정보량을 결합하여 패션 브랜드 매출 예측 모형을 제안하고자 한다.

본 논문은 패션 분야의 학술 연구에서 아직 다루어지지 않은 웹과 SNS상의 빅 데이터를 활용하였고, 전통적 분석 방법인 시계열 분석을 통한 연구 방법을 제안하였다는 것에 의의가 있다. 나아가 실제 매출에 영향을 미치는 요인들을 밝혀냄으로써 기업 또는 브랜드의 전략적 의사결정에 도움이 되는 자료를 제공하고자 한다. 아울러 유명인 광고모델이 매출에 영향을 미치는지 살펴봄으로써 기존 유명인 관련 연구의 실증적 근거를 제시하고, 광고모델 선정의 중요성을 강조하고자 한다. 본 연구의 구체적인 목적은 다음과 같다.

첫째, 웹 검색량이 매출 예측에 미치는 영향에 대해 알아본다.

둘째, 블로그 정보량이 매출 예측에 미치는 영향에 대해 알아본다.

셋째, 광고모델 정보량과 검색량이 매출 예측에 미치는 영향에 대해 알아본다.

넷째, 패션 브랜드 매출 예측 모형을 개발한다.

C. 논문의 구성

본 연구는 패션 브랜드와 광고모델의 웹 검색량 및 정보량 빅 데이터와 브랜드 매출 및 프로모션의 시계열 변수를 영향 변수로 고려하여, 시계열 매출 예측 모형을 구축하고자 수행되었으며, 매출에 영향을 미치는 요인을 밝히고자 하였다. 본 연구는 총 6장으로 구성되어 있다.

제 1 장 서론에서는 연구의 필요성과 연구 목적 및 의의를 밝혔다.

제 2 장에서는 마케팅과 관련된 요소로서 구매 의도 및 매출에 미치는 영향을 살펴보기 위하여 지금까지 수행된 국내외 논문을 대상으로 문헌 조사를 실시하였다. 선행 연구들은 크게 소비자 정보탐색과 웹 검색량 관련 논문, 상품 정보와 블로그 정보의 예측력과 관련한 논문, 패션 브랜드의 마케팅 관련 논문, 그리고 분석을 위한 시계열 분석 방법에 대하여 살펴보았다. 선행 연구들에 의하면 각 변수들이 실제 매출에 미치는 영향력에 대해 다룬 연구들은 거의 없었으며 특히, 패션 분야에서 빅 데이터와 시계열 분석을 통한 분석은 많이 이루어지지 않았음을 알 수 있다.

제 3 장에서는 연구모형과 가설설정에서는 문헌 연구를 통해 설정한 변수들의 근거를 들어 연구의 문제를 제기하고 모형으로 설명하였다.

제 4 장의 연구 방법에서는 먼저 본 연구의 분석 방법으로 사용할 자기회귀시차(ARDL) 모형과 분석 대상 데이터를 간략하게 소개하였다. 데이터는 각각 다른 채널을 통해 수집하였고, 본 연구에서는 주별(weekly) 데이터를 구성하여 시계열 분석을 수행하였으므로 일(Daily)자료로 수집한 데이터는 주별 자료로 변환하는 과정을 거쳤다. 가공된 자료를 바탕으로 기본적인 통계분석을 실시하여 변수의 특성을 살펴보았다.

제 5 장은 ARDL 모형 구축의 실증 결과를 서술하였다. ARDL 모형을 수행하기 위한 사전 작업으로 시계열 자료의 정상성을 검증하기 위해 단위근 검정을 실시하였다. 그 외에 종속 변수의 자기상관 검증, 종속변수와 독립변수 간의 교차상관 검증을 수행하였다. 최종적으로 종속변수와 독립변수들 간의 관계를 파악하기 위해 단순회귀분석과 시차(Lag)를 고려한 ARDL 모형을 수행하였다. 분석에는 시계열 분석에 최적화되어있는 소프트웨어 프로그램인 Stata(ver.13)을 사용하였다.

제 6 장은 결론 및 논의 부분으로 제 5 장에서 구축한 ARDL 모형의 결과에 대한 평가와 함께 연구를 통합적으로 고찰하여 전체적인 결론 및 시사점을 도출하였다.

II. 이론적 배경

A. 소비자 정보탐색과 웹 검색량

1. 소비자 정보탐색과 웹 브라우징

소비자의 정보탐색 행위를 이해하는 것은 기업의 전략적 의사결정에 중요한 요소로, 마케팅 분야에서 소비자 정보탐색에 대한 경험적 연구들이 지속적으로 수행되어왔다(Beatty & Smith, 1987; Moore & Lehmann, 1980; Newman, 1977). Engel et al.(1995)의 소비자 의사결정 모델에 의하면 소비자의 구매 결정 과정은 문제 인식, 정보 탐색, 대안 평가, 구매, 구매 후 과정의 5단계로 이어져있으며, 소비자는 문제가 인식되면 의사결정의 제 2단계인 정보탐색의 단계로 넘어간다. 소비자의 정보탐색은 Betty and Smith(1987)에 의해 내적 탐색(internal search)과 외적 탐색(external search)으로 구분되는데, 1차적으로 자신이 가지고 있는 기억들을 기반으로 하여 경험적으로 축적된 지식을 활용하는 내적 탐색으로 시작되며, 내적 탐색으로 문제 해결이 어려울 경우 외적 환경으로부터 추가적 정보를 추구하는 과정을 거친다(정혜영, 2001).

인터넷과 모바일의 확산 및 보편화로 소비자들이 문제 인식을 하는 즉시 정보 탐색을 할 수 있는 환경이 제공되고 있다. 소비자 정보 탐색 활동의 한 가지 유형인 웹 브라우징(web browsing)은 사용자가 브라우저(browser)를 통해 웹사이트를 방문하여 웹 콘텐츠를 둘러보는 것을 말한다. 인터넷의 등장은 과거 기업과 소비자의 일대 다 방식의 수동적 커뮤니케이션으로부터 광고 및 커뮤니케이션 매체에 대한 혁신을 불러 일으켰고, 기업이 고객과의 비즈니스 방식을 근본적으로 바꿀 수 있는 잠재력을 제시하였다(Hoffman & Novak, 1996). 특히, 인터넷은 그 특성상 소비자들이 접근하기에 편리한 상품 검색과 정보를 제시해주는 메카니즘을 가지고 있으며(박철, 2000), 인터넷 웹은 상품이나 서비스의 직접

적인 접근이 가능한 경로로써 매우 효율적인 도구라고 할 수 있다(Hoffman & Novak, 1996). 인터넷은 무수히 많은 정보들을 제공하여 소비자의 정보탐색 활동에 있어 보다 정확하고 효율적인 의사결정에 도움을 주고 있으며, 이러한 현상들은 정보탐색을 하는 소비자들의 인터넷 의존도를 더욱 높이고 있다(김균 & 예종석, 2009). 소비자들의 정보탐색은 주로 구매를 목적으로 수행되고 있으나, 쾌락적 가치 추구를 위한 정보탐색의 과정 중에도 구매의도가 형성될 수 있다는 것을 확인한 연구가 있었다(김균 & 예종석, 2009). 따라서 소비자들의 정보탐색 행위는 구매를 위한 동기이거나, 혹은 아닐 경우에도 상품의 구매로 이어질 수 있는 가능성이 제시되었으며, 정보탐색 행위 자체에 구매에 대한 잠재력이 있다고 할 수 있다. 이에 정보탐색의 한 유형인 웹 브라우징은 직접적인 구매로 이어질 수 있는 소비자의 중요한 한 가지 성향으로 간주할 수 있으며, 웹 검색량이 매출에 영향을 미칠 것으로 보았다.

2. 웹 검색량을 통한 예측 연구

웹은 많은 사람들의 새로운 트렌드나 의견이 반영된 대중적 견해를 실시간으로 제공해주고 있다(Gruhl et al., 2005). 실시간 검색 엔진 사용은 인터넷을 사용하는 사람들의 주요 활동이라고 할 수 있으며, 검색 엔진 활동은 블로그이거나 소비자 제품 리뷰 작성과 비교해 볼 때 더 일반적이고 널리 퍼져있는 온라인 활동이라고 할 수 있다(Kulkarni et al., 2012). 인터넷과 스마트폰의 보급으로 사람들의 정보탐색 활동에 따른 웹 검색량은 방대한 규모의 빅 데이터로 부상했으며, 최근 빅 데이터에 대한 관심이 증대됨에 따라 웹 검색량을 통한 예측 연구들이 활발하게 진행되고 있다.

웹 검색 데이터가 예측에 유용하다는 견해는 Ettredge et al.(2005)의 실업률 예측 연구에 의해 처음으로 제시되었다. 세계 최고의 검색 사이트인 구글(Google)은 검색 키워드 트렌드를 지수화하고 이를 도표화하여 실시간으로 보여주는 빅 데이터 기반의 서비스인 구글 트렌드(Google Trend)를 제공하고 있으며, 구글 트렌드는 정치·경제와 관련하여 국제적으로 이슈화되는 사건들을 예견하는 것으로도 주목을 받고 있다. 또한, 구글은 자동차 판매에 대한 예측 연구

를 통해 구글 트렌드가 단기 예측에 도움이 될 수 있다고 주장하였다(Choi & Varian, 2012).

실제 구글 트렌드의 검색량 데이터를 활용한 예측 분석 연구들이 수행되었다. Shimshoni et al.(2009)의 연구에서는 구글 데이터를 계절 차분법을 사용하여 검색 카테고리별 인기 있는 검색 쿼리를 예측하고 실제값과 예측의 편차를 확인하였으며, 상당량의 검색어가 예측 가능하다는 것을 밝히고 구글 트렌드 데이터 자체의 예측 가능성에 대해 지지하였다. Kulkarni et al.(2012)의 연구에서는 개봉 전 영화 매출을 예측하는 모델을 제시하면서, 검색 활동이 신제품 출시 전에 이루어질 수 있음을 강조하여 신제품의 매출 예측에 대한 검색 데이터의 활용성에 대해 밝혔다. Preis et al.(2013)은 구글 트렌드를 이용하여 키워드별 검색 추이가 주식 시장의 향후 움직임을 예측하는데 활용될 수 있을 것이라고 주장하였고, 연구를 통해 키워드 증감수를 기초로 한 투자 전략이 시장 평균 이상의 수익률을 보인다는 결과를 제시하였다.

한편, 국내에서도 검색 데이터를 활용한 연구들이 수행되었는데, 관광 경영 분야에서는 한류의 전파와 높은 인기를 반영하는 척도로 검색량 데이터를 활용하여 한류 문화 콘텐츠의 수출에 미치는 영향을 확인하였다. 이선정과 이수범(2017)은 K-뷰티에 대한 관심과 관여도를 반영할 수 있는 변수로 검색 데이터에 주목하여 수출과 관광에 미치는 영향을 분석하였고, 이장혁 외(2014)의 연구에서는 K-Pop이 수출에 미치는 영향을 Youtube 조회수와 Google 검색을 통해 밝혔다. 그 외에 검색 포털을 이용한 미세먼지 관심과 여가 활동에 관한 연구(조정형 & 김영재, 2017), 검색량을 활용한 자살 위험 요인에 관한 연구(김병철, 2015; 송태민 외, 2013) 등이 있었다.

국내외 연구에서 검색 데이터를 활용하여 특정 미래의 지표에 대한 예측 가능성을 시사하였다. 그러나 이에 대한 검증은 주식 및 실업률과 같은 경제지표나 수출과 관련한 무역 및 관광 분야에 국한되어 있었고 패션 분야와 관련된 연구는 찾아보기 힘들며, 또한 검색 데이터가 실질적인 기업의 이익에 영향을 미치는 요인이라는 것을 밝힌 연구는 부족한 실정이다. 본 연구에서는 선행 연구들에 따라 검색 데이터가 매출 예측을 위한 정보로서 활용 가능할 것이라고

기대하였고, 패션 브랜드 매출 예측에 어떠한 영향을 미치는지 알아보고자 하였다.

B. 상품 정보와 블로그 정보량

1. 상품 정보의 다양화

과거 상품 정보는 주로 TV 광고나 잡지, 지인 등 다소 가까운 범위로부터 획득하는 것으로 한정되어 있었다면, 현대에는 온라인을 기반으로 물리적으로 거리가 먼 타인으로부터 정보를 얻을 수 있을 만큼 정보 원천과 획득 수단이 다양하게 확장되었다(최자영 외, 2011). 기존의 상품 정보와 소비자의 인식에 관련된 연구들을 살펴보면 많은 양의 상품 정보가 소비자의 구매 결정에 긍정적인 역할을 한다는 견해가 있었고(Chen et al., 2009), 반면 정보의 과부화에 따른 정보 처리의 효율의 저하로 부정적인 영향을 미친다는 견해도 있었다(Eppler & Megis, 2004).

한편, 상품 정보를 온라인 환경에서 확인한 연구들도 있었다. 온라인에서 제공되는 정보는 광고 형태에 따라 비대인적 정보원 유형에서부터 커뮤니티, 상품 리뷰와 같은 대인적 정보원 유형이 함께 제공되고 있으며 소비자의 구매 의사결정에 중요한 역할을 하고 있다(선일석 & 박수홍, 2014). Gao et al.(2012)에 의하면 온라인 쇼핑 환경에서의 정보량은 소비자의 개인적 경험에 따르게 받아들여진다고 밝혔다. 영화 매출 예측 모형을 제안한 Liu et al.(2007)의 연구에서는 온라인상에서 많이 거론되는 신상품이 탁월한 영업 성과를 거둘 수 있다고 주장하였다. 인터넷 쇼핑몰의 제품정보 유형이 브랜드 태도와 구매의도에 미치는 영향에 관한 연구에서는 제공되는 정보의 양이 많을수록 구매 의도가 높아진다고 하였다(조혜원, 2003). 이러한 선행 연구들에 따르면 소비자에게 제공되는 상품 정보들은 전달되는 매체 및 환경에 따라 다르게 받아들여질 수 있으며,

정보의 출처 또한 중요한 요소로 평가되고 있다.

2. 블로그 정보의 확산 및 예측력

최근 인터넷과 스마트폰 사용의 확장과 보편화로 소셜 미디어의 사용자들이 현저히 늘어났으며, 이러한 정보 기술의 발달과 더불어 자기표현을 위한 욕구의 증가로 개인 미디어를 통한 자기표현이 활발하게 이루어지고 있다(신명희, 2009). 다양한 미디어 형태 중 하나인 블로그(blog)는 웹(web)과 로그(log)의 줄임말로 웹 공간에 자신의 관심사에 대해 자유롭게 글을 올리는 개인 사이트를 지칭한다. 블로그 정보는 사용자가 직접 작성하는 글이라는 점에서 한 개인의 편집되지 않은 목소리라고 할 수 있으며, 공개적이라는 특징을 갖는다(권상희 & 우지수, 2005). 블로그는 등장 이후 높은 인기로 인해 일반 대중의 정서와 의견을 평가하는데 유용한 정보들을 풍부하게 제공하고 있다(Liu et al., 2007). 커뮤니케이션 기능이 강화되고 블로그 정보들이 공유되어 확산됨에 따라 방대한 정보 네트워크로 성장하면서 한 사람의 경험과 생각에 불과하던 것이 보편적인 정보가 되었다(이우열 & 신민수, 2007). 블로그에 나타난 상품 관련 정보는 사용자가 직접 작성하는 편집 없는 리뷰라고 할 수 있으며, 관심사에 대해 이야기한다는 점에서 소비자의 트렌드를 반영하고 있다고 볼 수 있다. 이러한 흐름과 함께 블로그에서 일어나는 현상들이 대중매체와 여론 및 마케팅에 많은 영향을 미치고 있으며 기업들에게는 새로운 비즈니스 기회를 제공하고 있으며(하지운 외, 2011), 마케터들은 통제하기 어려운 다이내믹한 소비자 매체 생성의 생태계를 잘 이해하고 파악하여 중요한 요소로서 관리할 필요가 있다(Niederhoffer et al., 2007).

다양한 소셜 미디어가 새롭게 등장하고 사라지는 흐름 가운데 블로그는 초창기부터 지속적인 인기를 보이고 있다. Bandari et al.(2012)는 트위터(Twitter)의 리트윗(re-tweet) 횟수를 통해 인기 있는 기사를 예측하였는데, 결과에서 가장 인기 있는 뉴스의 출처는 블로그로 밝혀졌으며, 인기를 예측할 수 있는 중요한 요인으로 정보 출처를 꼽았다. 이는 블로그가 다른 소셜 미디어 보다 다수의 사람들이 이용하고 선호하는 채널이라는 것을 의미하며, 블로그를 통한 예측의

타당성을 부여하는 견해라고 볼 수 있다. Gruhl et al.(2005)는 온라인 채터(Chtter)들의 영향력을 언급하면서 아마존(Amazon) 도서 실구매량을 예측하는 방법을 제시하였고, 블로그 게시량을 구매 예측에 사용할 수 있음을 주장하였다. Liu et al.(2007)은 대중들의 제품 리뷰가 있는 블로그가 판매에 중요한 영향을 미칠 수 있다고 강조하면서, 블로그에 나타난 제품의 의견 및 감정 정보와 과거 판매 실적 분석을 통해 영화 매출 예측 모델을 개발하였다. 선행 연구들에 따르면 블로그 정보는 예측력이 있으며, 블로그 게시량이 곧 소비자의 관심을 반영하는 척도가 될 수 있음을 알 수 있다. 특히, 패션 제품은 심미성이 강한 제품으로 디자인과 소재, 색상, 사이즈 등의 정보가 소비자의 구매 의사결정에 많은 영향을 미치기 때문에(유은영 & 이유리, 2010), 제공하는 시각적 요소나 정보가 많을수록 구매 결정에 긍정적인 역할을 할 것으로 예상하였다.

C. 패션 브랜드의 마케팅

1. 소비자 관여도

소비자 관여도란 사회적 판단 이론(social judgement theory)에 근간을 두고 있으며 소비자의 개인적 관련성(Zaichokowsky, 1985)이나 관심으로 개념화되는 소비자의 동기부여 상태로 간주할 수 있다(Bloch, 1982; Johnson & Eagly, 1990). 관여도는 실용적 가치, 기호 가치, 쾌락적 가치 등에 따라 발생할 수 있으며, 이는 구매 결정이나 제품 카테고리, 브랜드, 마케팅 커뮤니케이션에 적용될 수 있다(Gordon et al., 1998). 관여도에 대한 선행 연구들을 살펴보면 관여도는 쇼핑을 증가시키고 대안 정보를 검색하고 평가하는데 이용되며, 보다 복잡한 의사결정 프로세스 및 다양한 속성을 가진 제품 간의 차이를 식별하는데 활용될 수 있다고 하였다(Anderews et al, 1991; Mittal & Lee, 1989). 마케팅 분야에서는 광고에 대한 개인적 관여도가 높고 낮음에 따른 연구들이 있었는데, 관여도가

높은 경우 광고에 더 많은 관심을 갖고 광고를 이해하고, 광고의 제품 관련 정보에 주의하는 경향이 있으며 제품 정보 획득에 더 많은 인지적 노력을 기울인다고 하였다(Celsi & Olson, 1988; Petty et al., 1983). 또한, 관여도가 높을수록 보다 정교하게 생각과 연결되기 때문에 태도를 변화시킬 수 있으며, 따라서 높은 관여도는 강력한 메시지와 상호작용하여 제품에 대한 긍정적 신념과 평가를 이끌어 낸다고 할 수 있다(Gill et al., 1988; Muehling & Laczniak, 1988). 반면, 관여도가 낮은 경우에는 광고를 인식할 때 주변 요소가 중요한 역할을 한다고 하였으며, 저장된 정보에 대한 평가 없이 광고에 대한 학습이 이루어진다고 하였다(Hawkins & Hoch, 1992).

요약하면, 관여도는 전달되는 메시지에 따라 긍정적 혹은 부정적 태도 변화를 야기할 수 있으며 메시지에 대한 강한 반응을 유도하는 역할을 하며, 나아가 제품에 대한 생각이나 감정, 행동 반응에 대한 소비자의 지속적 몰입을 야기할 수 있다(Gordon et al., 1998). 즉, 기업의 마케팅 활동을 통해 소비자에게 전달되는 메시지는 기업 및 브랜드의 이미지 형성에 매우 중요한 요소가 될 수 있으므로, 소비자들이 기업과의 커뮤니케이션 과정에서 긍정적 메시지를 전달받을 수 있도록 효율적이고 올바른 마케팅 전략의 수립이 요구된다.

2. 유명한 광고모델

현대 마케팅에서 브랜드의 개념은 물리적 상품만이 아니라 서비스, 엔터테인먼트와 사람까지도 하나의 브랜드로 인식되고 있으며, 그 중 하나로 광고모델을 들 수 있다. 광고모델이란 의미나 메시지를 전달하기 위한 목적으로 광고에 등장시키는 사람, 동물 또는 기타 매개체를 말한다(양윤 & 채영지, 2004). 광고모델의 선정은 기업이 소비자의 심리와 구매 욕구를 자극하는 방법 중 하나로, 광고모델은 브랜드에 대한 메시지를 전달하는 정보원으로써, 브랜드의 인지도와 관심, 이해도를 높이는 역할을 한다. 대다수의 브랜드들에서는 유명인을 자사나 브랜드의 광고모델로 발탁하여 그들의 인지도와 호의적 태도가 브랜드에 전이되도록 활용하고 있다(양승훈, 2009). 실제로 매력적인 출처가 이슈, 제품 및 광고 기반 평가에 대한 태도 변화를 촉진한다는 것을 밝힌 사회과학 및 마케팅

분야의 연구들이 상당한 진척을 보이고 있다(Caballero & Pride, 1984; Chaiken, 1979; Horai et al., 1974; Kahle & Homer, 1985).

광고주는 소비자와의 커뮤니케이션에 주목하면서 구매에 영향을 줄 수 있는 경쟁 제품과의 차별화 전략을 세우기 위해 주의를 기울이고 있다(Kamins et al., 1989). 그 노력의 일환에 유명 광고모델을 통한 마케팅을 들 수 있으며, 현재 국내 브랜드와 기업들의 유명 광고모델에 대한 의존 경향은 갈수록 증가하고 있다(안대천 & 김상훈, 2008). 기본적으로 광고모델은 자신의 브랜드 상품을 옹호하는 입장이지만, 광고모델마다 서로 다른 이미지와 속성을 갖고 있으며 이러한 차이점은 결국 광고되는 제품의 평가와 구매에도 영향을 미치게 된다(박범길 & 이정교, 2009). 광고모델은 소비자에게 기업 혹은 브랜드의 메시지를 효과적으로 전달하는 정보원으로서 역할하고 있으며, 마케팅 분야에서 광고모델의 중요성 및 전략이 부각되고 있다.

3. 유명인 광고모델에 관한 선행 연구

유명인 광고모델 전략은 설득 커뮤니케이션 측면에서 볼 때, 유명인이라는 정보원의 속성이 광고 효과를 높이는 데 큰 장점으로 작용한다(안대천 & 김상훈, 2008; Kamins, 1990). 광고모델이 상품에 긍정적 영향을 미치는지를 평가한 연구들에서는 광고모델의 신뢰성(Kamins & Gupta, 1994), 광고 태도(Kamins, 1990), 구매 의도(Till & Busler, 1998), 브랜드 태도(Till & Busler, 2000), 매력도와 호감도(Kahle & Homer, 1985) 등과 같은 다양한 속성의 변수들이 사용되었다. 김정현(2001)의 연구에 따르면 긍정적이거나 부정적인 정보의 특성과 관계없이 유명인 모델에 대한 태도가 광고와 상표에 대한 태도 및 구매 의도 등에 유의한 영향을 미치고 있으며, 광고효과에 직접적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 김재진과 박미령(2011)의 연구에서는 소비자 관여도 수준에 따라 유형별 광고모델이 광고효과에 미치는 영향에 대해 살펴보았으며, 연구 결과 인식적 반응 및 브랜드 태도는 관여도가 높을 경우 유명인 모델이 호의적으로 나타났다고 밝혔다. 양윤과 채영지(2004)는 광고모델이 인기 유명인의 피상적 이미지를 단순히 전달하는 것이 아니라 광고 브랜드의 성격을 파악하고 그 성격과 맞는 유명

인 선정이 효과적인 광고 효과를 이끌어 낼 것이라고 하였다. 또한, 유명한 사용으로 인한 기업의 기대 이윤을 평가한 결과 유명한 사용이 효과적임을 밝힌 연구들이 있었다(Agrawal & Kamakura, 1995; Mathur et al., 1997). 양승훈(2009)의 연구에서는 광고모델로서의 스타마케팅이 관광적 상황에 영향을 미치는지를 확인하였고, 연구 결과 스타에 대한 인지도와 호감도가 높을수록 관광 행동을 유발시킬 수 있는 것으로 나타났다.

선행 연구들에 따르면 브랜드의 유명 광고모델 기용은 소비자들로 하여금 기존에 인식되어있는 유명인의 속성을 브랜드와 상품에 투여시켜 판단하도록 하는 경향이 있는 것으로 보인다. 이는 유명인이 보유하고 있는 속성이 소비자에게 호감, 친밀성, 신뢰성 등의 정서적 반응을 유발한 것이라고 볼 수 있다. 따라서 유명인에 대한 소비자의 관심도는 브랜드에 대한 관심으로 이어질 것이며, 이러한 소비자 태도에 따라 유명한 광고모델은 브랜드의 실제 매출에도 영향을 미칠 것으로 보인다.

4. 판매촉진 수단

판매촉진(sales promotion, 이하: 판촉)은 한정된 의미로는 인적 판매나 광고, 또는 홍보 등을 제외한 모든 마케팅 활동이라고 할 수 있으며, 소비자의 구매나 판매자의 능력을 자극하는 것들 포함하며 진열, 전시, 전람 등 기타 제반 판매 활동을 의미한다(미국 마케팅 협회, American Marketing Association). 판촉은 소비자들의 상품 구매 행위를 유도하거나 증진시키는 것을 목적으로 하는 활동으로 소비자들의 직접적 구매 반응을 유발하는 장점을 가지며(Jones, 1999), 판촉 수단 중 하나인 판매 프로모션은 고객의 행동에 직접 영향을 미치게 하기 위한 활동 지향적 마케팅 이벤트를 의미한다(Blattberg & Neslin, 1990). 그 중에서도 가격 할인 프로모션은 소비자로 하여금 상품 구매를 유도하기 위해 단기간 동안 가격을 할인 하고, 일정 기간이 끝난 후 다시 원래의 가격으로 환원되는 프로모션의 한 가지 수단으로 상품 판매의 증대를 위한 전략이다(Blattberg, et al., 1981).

가격 할인 프로모션은 같은 방법의 판촉이라도 세부 정책에 있어 업종별 차

이를 보이기도 한다. 다른 상품군에 비해 패션 상품은 보다 빈번한 가격 할인 프로모션을 진행한다. 특히, 패션 상품은 계절과 트렌드에 민감한 품목으로 할인 품목과 비할인 품목에서 나타나는 차이가 물리적 품질보다는 유행성 등의 사회 심리적 효용으로 구별된다. 패션 상품의 가격 프로모션은 상품의 시기적 가치 하락에 기인하므로, 현저히 낮은 가격을 제시함으로써 유행성보다 가격을 중요시하는 소비자들의 수요 창출을 이끌어낼 수 있다(김세희 & 이은영, 2000).

5. 프로모션에 관한 선행연구

업계와 제품군을 막론하여 프로모션 중 가장 효과적으로 많이 사용하고 있는 것은 단연 가격 할인이라고 할 수 있을 것이다. Kotler et al.(1991)의 연구에서도 실제 판촉 수단 중 가장 많이 쓰이는 가격 프로모션이 소비재와 산업재에 있어 모두 유용한 촉진 수단이라 하였다. Gilbert and Jackaria(2002)는 판매 프로모션 유형에 따른 소비자 구매 의도의 영향력에 대해 살펴보았는데, 쿠폰 제공, 가격 할인, 샘플 제공, 원플러스원 등의 프로모션 수단 중 가격 할인이 소비자의 구매의도에 있어 영향력을 제일 크게 행사하는 것으로 나타났다. 또한 의류 상품 소비자의 반응 유형과 쇼핑 성향을 살펴본 김세희와 이은영(2000)의 연구에서는 판촉의 여러 방법 중 가격 할인에서 소비자 반응이 가장 높게 나타났다고 하였다. 특히, 단기적 관점에서의 판촉은 구매량, 시장 점유율, 수익성, 구매간격 등에 실증적으로 효과가 있음을 검증한 연구들이(Guadagni & Little, 1983; Kuehn & Rohloff 1967; Neslin & Shoemaker, 1983; Nesline et al., 1985) 다수 진행되었다는 점에서 기업의 단기적 수익 향상에 영향을 미친다고 볼 수 있다.

그러나 프로모션이 항상 긍정적인 효과만을 가져오는 것은 아니다. Kahneman et al.(1986)의 연구에 의하면 가격 할인이 단기간에 소비자의 구매를 유도하기는 하나, 장기적 관점에서 기업 간의 지나친 경쟁을 유발할 수 있으며 기업의 브랜드 자산에 부정적 영향을 미칠 수 있음을 알 수 있다. 임채운과 신재현(2003)은 가격 프로모션 인해 증가한 점포 혼잡도는 점포 이미지와 서비스의 질을 저하하여 점포이용의도에 부정적 영향을 미친다고 하였으며, 프로모션

진행 이후의 브랜드 평가와 재구매율에 있어 부정적 영향을 가져온다는 견해도 있었다(Mela et al., 1997). 종합해보면, 프로모션은 단기적 관점에서는 매출 신장에 효과적이지만 장기적 관점에서는 브랜드 이미지에 부정적 영향을 미칠 수 있음을 알 수 있다.

D. 시계열 분석

1. 시계열 분석과 자기회귀시차 모형

시계열은 순차적으로 시간을 측정한 일련의 관측치를 말하며(Box et al., 2015), 시계열 분석은 시간의 경과에 따른 변수의 변화 경향인 추세 변동, 계절 변동, 순환 변동, 불규칙 변동 등을 분석하여 그것을 토대로 미래의 상태를 예측하려는 방법이다. 시계열 분석모형은 종속변수인 Y 가 시간에 따라 어떻게 변화하는지를 분석하는 방법으로, 시계열 분석에도 회귀분석에서처럼 변수와 변수의 관계를 찾아내거나 어떤 사건이 변수에 미친 영향을 찾아낼 수도 있다. 회귀분석은 변수와 변수 간의 인과 관계를 검증하는 것을 목적으로 하지만 시계열 분석은 하나의 변수가 시간의 흐름에 따라 움직이는 추세를 통해 미래를 예측하거나, 특정 시점의 사건이 변수에 미친 영향을 밝혀낸다는 점에서 회귀분석과 차이가 있으며(송근원, 2013), 시계열 분석 방법에는 평활법, ARIMA 모형, 선형 회귀분석, 비선형 회귀분석, 신경망 분석 등이 있다.

자기회귀시차(ARDL: Autoregressive and Distributed Lags) 모형은 Pesaran and Shin(1999)과 Pesaran et al.(2001)이 제시한 시계열 분석 방법으로, 종속변수와 독립변수의 과거값을 동시에 설명변수로 사용하여 예측하는 시계열 모형이다. 즉, 종속변수의 시차변수들이 회귀변수로 포함되어 있고, 추가적 설명 변수들에 대한 다중의 시차변수들 역시 회귀에 포함되어 있는 시차의 분포를 사용한 추정 방법이다(구영완 & 이성훈, 2012).

2. 시계열 분석의 선행 연구

시계열 데이터 분석은 거시경제학과 재무·금융 분야에서 주로 사용하는 통계적 접근법으로, 주가, 금리, 부동산 시장 예측과 관련하여 많은 연구들이 진행되었다. 손은호 외(2005)는 호텔의 월별 매출액을 ARIMA 모형으로 분석하여 식음료매출을 예측하고 성수기와 비수기, 주말과 주중에 회전율이 높다는 것을 밝혀 비수기 대응책이 필요함을 시사하였다. 홍진환과 이현정(2013)은 국내 패션제조업체의 품목별 일별 데이터와 기상 데이터를 활용한 ARIMA 예측 모형을 개발하였고, 생산 시기, 재고 관리, 판촉 전략 등에 기상 마케팅의 필요성과 중요성을 강조하였다. 조중형(2014)은 자동차 수출을 대상으로 브랜드별 단기 수출 수요에 영향을 미치는 잠재적 요인을 발굴하여 수출 수요 예측모형을 개발하고, VAR(Vector Auto Regressive)모형을 이용한 실증 분석을 통해 모형을 검정하였다. 박성철(2015)는 VARX모형을 활용하여 국내 10개의 쇼핑물의 카테고리별 매출액과 할인쿠폰율을 변수로 쇼핑물의 매출액을 예측하고 검증하였다.

ARDL 모형 관련 연구는 무역 지수, 경제 성장, 에너지 소비, 환율 변동 등과 관련한 연구들이 진척을 보이고 있으며, 관광 경영 분야에서도 ARDL 모형을 이용한 선행 연구들을 찾아볼 수 있었다. Narayan(2004)의 연구에서는 피지(Fiji)의 관광 시장은 장기적 관점에서 소득 증가가 여행객에게 긍정적인 영향을 미치며, 상대적으로 호텔과 대체 요금은 그렇지 않다는 것을 밝혔다. 유함과 정석중(2016)의 연구에서는 강원도와 제주도의 관광 수입이 지방재정자립도에 미치는 영향에 관해 분석하였고, 재정자립도 개선을 위해 관광수입의 증대가 필요함을 시사하였다. 이정희와 김정수(2017)는 한국 관광수요에 대한 미·중·일 소득탄력성과 가격탄력성을 분석하였고, 한국의 관광가격은 타시장에 비해 탄력적이고 경쟁적임을 밝혔다. 그 외에 ARDL 모형을 통해 기상변수가 환경재화에 미치는 영향에 대한 연구(윤인택, 2016)와 한국과 일본의 군비지출 수요에 미치는 요소들을 확인한 연구와(구영완 & 이성훈, 2012), 한국의 정부 재정지출이 실질환율에 미치는 영향을 실증 분석한 연구 등이 있었다(팜광홍 & 김창수, 2018).

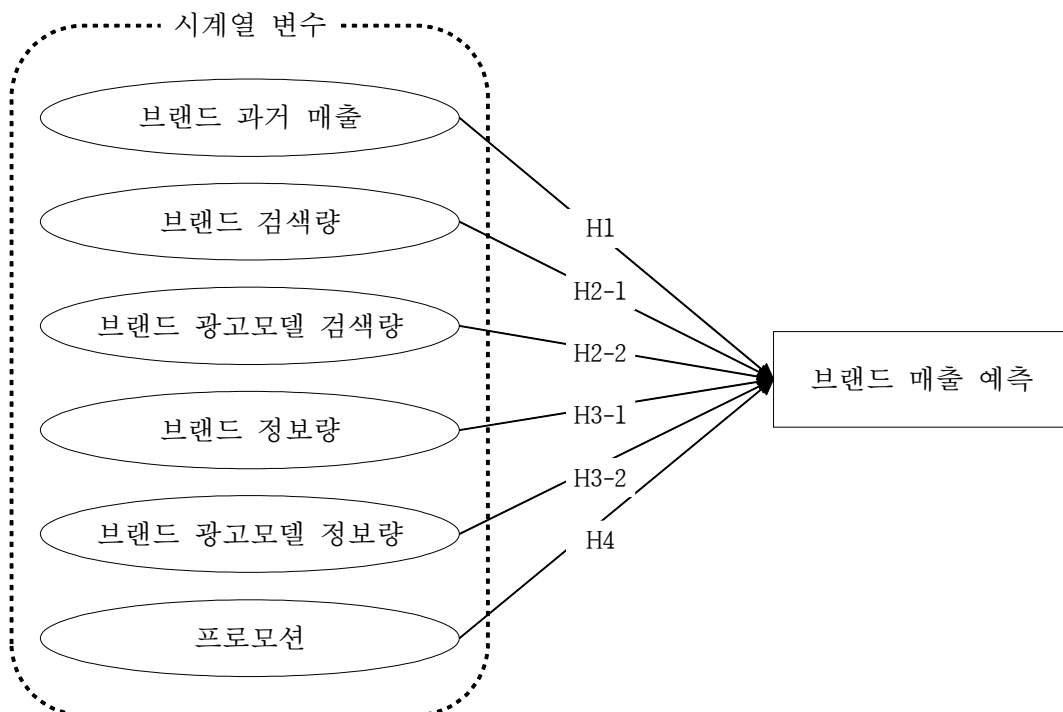
선행 연구들을 살펴본 결과 다양한 분야에 걸쳐 미래를 예측하는 방법에 시계열 분석을 활용하고 있었으나, 패션 분야의 연구들은 미진한 실정이다. 따라

서 본 연구에서는 시계열 분석을 통한 패션 브랜드 매출 예측 모형을 개발하여 매출에 영향을 미치는 요인을 밝히고, 패션 분야에서의 시계열 분석 활용 방안
에 대해 제안하고자 한다.

Ⅲ. 연구모형 및 연구가설

A. 연구의 모형

본 연구는 앞서 살펴본 선행 연구들을 바탕으로 패션 브랜드와 브랜드 광고 모델의 웹 검색량, 정보량 및 브랜드 매출과 프로모션의 시계열 변수를 통한 ARDL 예측 모형을 구축하고자 하며, 각 변수들이 매출 예측에 미치는 영향을 알아보하고자 하였다. 연구의 모형은 [그림1]과 같다.



[그림 1] 연구 모형

B. 연구의 가설

본 연구는 패션 브랜드와 광고모델의 검색량, 블로그 정보량 빅 데이터와 브랜드 매출 및 프로모션의 시계열 변수를 통한 매출 예측 모형을 구축하여, 매출 예측에 영향을 미치는 요인을 밝히고자 하였다. 먼저, 연구의 분석 방법인 ARDL 모형은 종속 변수인 자기 자신의 과거값을 독립변수로 하는 자기회귀모형(AR)에서 비롯된다. 선행 연구들을 살펴보면 ARIMA 및 ARDL 모형과 같이 자기회귀모형을 기본으로 하는 시계열 분석법을 통해 매출이나 수요 예측을 한 사례들이 있었다.

Olson and Jose(1982)은 미국 몰(mall)에 위치한 음식점과 단독점포를 가진 음식점의 20개월간의 매출 자료를 활용하여 매출 예측을 하였고, Miller et al.(1991)은 미국 중서부 지역의 파인 다이닝과 캐주얼 다이닝의 90일간의 일별 매출액 자료를 통한 매출 예측 모형을 제시하였다. Cranage(2003)는 미국 대학가에 위치한 식당의 8년간의 매출액 자료중 7년간의 자료로 시계열 분석법을 적용하여 매출 예측 모형을 개발하였으며, 나머지 1년간의 매출액을 예측하였다. 홍진환과 이현정(2013)은 의류 제조업체의 일일 판매 데이터를 ARMIA 모형에 활용하였고, 박성철(2012)은 쇼핑몰 카테고리별 월별 매출액을 통한 VARX 매출 모형을 제안하였다. 이와 같이 선행 연구들은 시계열 분석의 예측 모형에 종속변수인 매출의 과거값을 독립변수로 사용하였고, 이는 분야별 차이는 있을 것으로 보이나 매출 데이터 자체에 일정한 트렌드가 있는 것으로 짐작할 수 있다. 따라서 매출 트렌드를 통한 예측이 가능 할 것으로 예상하여 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H1: 브랜드 매출의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

인터넷과 모바일의 확산 및 보편화로 온라인상에서 소비자의 정보탐색 행위는 문제 직면시 보다 즉각적이고 자유롭게 이루어지고 있다. 인터넷 웹은 사용

자들에게 직접적이고 편리한 접근성을 제공하여 소비자의 효율적인 의사 결정에 도움을 주고 있으며, 이러한 이유로 소비자들의 인터넷 의존도는 더욱 높아지는 추세를 보이고 있다. 소비자들의 정보 탐색은 주로 구매를 목적으로 이루어지며, 정보 탐색의 과정 중에 구매 의도가 형성되기도 한다는 점에서(김균 & 예종석, 2009), 정보 탐색 행위가 소비자들의 잠재적 구매 가능성을 지니고 있다고 볼 수 있다.

한편, 최근 검색 데이터를 통한 예측 연구들이 활발하게 진행 중에 있는데, 실업률 예측 연구(Ettredge et al., 2005)를 시초로 구글의 자동차 판매 예측(Choi & Varian, 2012), 검색 카테고리별 인기 쿼리 예측(Shimshoni et al., 2009), 주식 시장 예측(Preis et al., 2013), 한류의 문화 콘텐츠 및 관광 수출 관련 예측(이선정 & 이수범, 2017; 이장혁 외, 2014), 자살 위험 요인 예측(김병철, 2015; 송태민 외, 2013) 및 개봉 전의 영화 매출 및 흥행 예측(Kulkarni et al., 2012) 등 다양한 분야의 예측에 검색 데이터가 활용되었고, 긍정적인 연구 결과를 보였다.

선행 연구들에 따르면 소비자의 정보탐색 행위 즉, 검색 행위는 구매에 대한 잠재적 가능성을 지니고 있으며, Hawkins et al.(2013)는 소비자가 구매에 다다르기 직전 구체적인 브랜드를 검색하는 경향이 있다고 하였다. 또한 검색 데이터를 활용한 예측 연구들이 활발하게 진행되었다는 점에서 검색 데이터는 예측력을 갖고 있으며, 인터넷 사용자의 관심을 반영하는 척도라고 볼 수 있다. 따라서 소비자 정보 탐색 행위의 지표라고 할 수 있는 검색 데이터를 통한 패션 브랜드 매출 추정이 가능할 것이라고 보았고, 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H2-1. 브랜드 검색량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

최근 검색 툴의 등장과 함께 온라인상에 소비자들이 직접 글을 게재하고 공유되며 소비자들이 구매 결정을 내리는 방식이 바뀌었다. 현대에는 모든 정보가 소비자 표현 및 공유의 공간인 소셜 미디어를 통해 온라인으로 빠르게 확산될

수 있는 기회를 제공하고 있다(Niederhoffer et al., 2007). 이에 온라인상에서 제공되는 상품 정보들은 소비자의 구매 결정에 중요한 역할을 하고 있으며(선일석 & 박수홍, 2014), 제공되는 정보의 출처에 따라 다르게 받아들여질 수 있다. 소비자들이 온라인상에서 쉽게 접할 수 있는 정보의 출처 중 하나인 블로그는 사용자가 직접 작성한다는 점에서 소비자의 의견을 반영하고 있는 리뷰라고 볼 수 있으며, 누구에게나 공개되어있다는 점에서 손쉽고 간편한 접근성을 가진다.

블로그 정보를 실제 예측에 활용한 연구들이 있었는데, 블로그 정보를 활용한 영화 매출 예측(김연형 & 홍정환, 2011; Liu et al., 2007), 주식 시장 예측(Oh & Sheng, 2011), 도서 판매량 예측(Gruhl et al., 2005) 등의 연구가 수행되었다. 인기 있는 웹 기사를 예측하는 한 연구에서는 가장 인기 있는 기사의 출처가 블로그라고 밝혔으며, 예측의 주요 요인으로 정보의 출처를 꼽았다(Bandari et al., 2012). 이는 블로그가 다른 소셜 미디어보다 다수의 사람이 이용하고 있는 채널이라는 것을 의미하며, 블로그를 통한 예측의 타당성을 부여하는 견해라고 볼 수 있다.

블로그의 인기를 논할 때, 블로그 버즈(buzz)를 함께 고려해 보아야할 필요가 있다. 버즈란, 많은 사람들이 같은 사건에 대해 동시에 공개적으로 언급하는 소리라고 할 수 있으며(Cornfield et al., 2005), 다수의 사람이 동시에 주목하는 특정 사건은 이슈가 될 수 있음을 의미한다. 이에 블로그 버즈를 대중들의 관심의 척도로 보고 예측 분석에 활용한 연구들이 있었다. Niederhoffer et al.(2007)의 연구에서는 포장 소비재(CPG: Consumer Packaged Goods)에 대한 블로그 버즈와 시장 내 판매 등의 변수를 활용하여 신상품에 대한 예측 연구를 수행하였으며, Dewan and Ramprasad(2009)의 연구에서는 음악 블로그 버즈와 앨범 판매에 대한 상관관계를 밝혀 예측 모형을 제안하고 블로그 버즈가 앨범 판매와 긍정적이고 중요한 관계라고 밝혔다. 선행 연구들의 맥락에서, 특정 상품에 대한 블로그 버즈 즉, 블로그 정보량이 많을 경우 소비자들이 상품에 대한 관심이 높은 것으로 짐작할 수 있으며, 판매 증대에도 영향을 미칠 수 있을 것으로 보인다.

앞서 살펴본 바와 같이 최근 블로그 정보를 활용한 예측 연구들이 다양한

분야에서 시도되고 있으며, 블로그 정보의 예측력에 대한 주장이 제시되고 있다. 선행 연구들에 따라 블로그 정보를 통한 예측이 가능할 것으로 보았으며, 본 연구에서는 블로그 정보량에 주목하여 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H3-1. 브랜드 정보량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

오늘날 기업들은 치열한 경쟁 속에서 자사의 긍정적 이미지 확보로 경쟁 우위를 차지하기 위해 노력하고 있다. 이는 소비자의 기업이나 브랜드에 대한 긍정적인 인식이 마케팅 비용 절감 및 기업의 이익에 도움이 되기 때문이다(한은경 & 유재하, 2003). 이에 기업들은 브랜드 자산을 관리하고 가치를 높이는 것에 주의를 기울이고 있으며 브랜드 자산 중 하나인 광고모델도 예외라고 할 수 없을 것이다. 광고모델은 브랜드에 대한 특정 이미지를 제공함으로써 브랜드의 인지도와 관심, 이해도를 높이고 나아가 구매를 유발하는 역할을 한다(남아영 외, 2013; 양윤 & 채영지, 2004; Agraval & Kamakura, 1995; Mathur et al., 1997; Till & Busler, 1998). 현재 국내 브랜드들은 유명 광고모델에 대한 의존 경향이 갈수록 증가하는 추세에 있으며, 유명 광고모델의 기용으로 소비자로 하여금 호감, 친밀성, 신뢰성 등의 정서적 반응을 유도하고 있다. 유명인에 대한 소비자의 인식 및 태도가 브랜드로 전이된다는 다수의 연구들이 있었다(양승훈, 2009; 양윤 & 채영지, 2004; Kahle & Homer, 1985; Kamins, 1990; Kamins et al., 1989; Kamins & Gupta, 1994; Till & Busler, 1998, 2000). 따라서 유명인에 대한 소비자의 관심도는 브랜드에 대한 관심으로 이어질 것이며, 이러한 소비자 태도에 따라 유명인 광고모델은 브랜드의 실제 매출에도 영향을 미칠 것으로 보인다. 이를 앞서 살펴본 웹 검색량과 블로그 정보량에 적용하여 다음과 같은 연구 문제를 설정하였다.

H2-2. 브랜드 광고모델 검색량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

H3-2. 브랜드 광고모델 정보량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

판촉은 소비자들의 상품 구매 행위를 유도하거나 증진시키는 것을 목적으로 하는 활동이며(Jones, 1990), 그 중에서도 가격 프로모션은 소비자로 하여금 상품 구매를 유도하려는 목적의 상품 판매의 증대를 위한 전략이다(Blattberg et al., 1981). 실제로 가장 효과적으로 많이 쓰이는 판촉 수단이 가격 할인 프로모션이며(Kotler, 1997), 다른 프로모션 유형들보다 소비자의 반응이 가장 높게 나타난다는 연구들이 있었다(김세희 & 이은영, 2000; Gilbert & Jackaria, 2002). 또한 단기적 관점에서의 판촉이 구매량, 시장 점유율, 수익성, 구매 간격 등에 효과가 있음을 밝힌 연구들도 있었다(Guadagni & Little, 1983; Kuehn & Rohloff 1967; Nesline et al., 1985; Neslin & Shoemaker, 1983). 특히, 패션 상품은 계절 및 유행에 민감하기 때문에 시기적으로 가치가 떨어진 상품에 낮은 가격을 제시하여 가격을 중요시하는 소비자들의 수요 창출을 이끌어 낼 수도 있다(김세희 & 이은영, 2000). 이에 구매 유도 및 매출 증대에 가장 효과적인 촉진 수단으로 평가되고 있는 가격 프로모션이 매출 예측에 주요한 요인이 될 것이라고 예상되며, 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H4. 브랜드 프로모션의 시계열 변수는 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

IV. 연구방법

A. 분석 방법

1. 시계열 분석의 개요

본 연구에서는 패션 브랜드 매출 예측에 대한 방법으로 종속변수와 독립변수의 과거값을 동시에 설명변수로 사용하는 자기회귀시차(ARDL) 모형을 이용하여 분석을 실시하였다. 종속변수인 브랜드 매출의 자기회귀모형(AR: Autoregressive Model)에 추가되는 독립 변수들로 인한 R^2 증가분에 대한 검정을 통해 추가적 변수들의 기여도가 유의한지를 판단하여 매출 예측에 영향을 미치는 요인들을 찾아내고자 하였다.

시계열 분석 도구로는 Stata(Ver.13)를 사용하였다. Stata는 1980년대 중반 미국의 StataCorp이 개발한 통계 소프트웨어 패키지로, SAS나 SPSS보다 20여년 늦게 등장했음에도 불구하고 기존 프로그램을 점점 대체해가고 있으며, 경제학을 비롯하여 사회학, 정치학 등의 사회과학 분야 등에서 활발히 이용되고 있다(민인식 & 최필선, 2017). 특히, 다른 소프트웨어 프로그램 대비 시계열 분석에 최적화되어 있기 때문에 본 연구의 분석 도구로 사용하였고, 데이터의 기술통계량 및 추가적 변수들에 따른 기여도를 확인하는 과정에서는 SPSS(Ver. 20)을 사용하였다.

2. ARDL 모형 분석 절차

본 연구에서는 연구 문제의 규명을 위해 시계열 분석의 방법 중 하나인 자기회귀시차(ARDL)모형을 사용하였으며, 절차는 [그림2]과 같다.

가. 단위근 검정

먼저 시계열 변수들의 단위근 검정(Unit root test)을 실시하여 비정상적 시계열을 보이는 변수들을 분석 대상에서 제외한다.

나. 자기상관 검증

다음으로 매출의 시계열 변수는 종속변수(Y)를 매출의 현재 시계열, 독립변수(X)를 매출의 과거 시계열 변수로 하는 자기상관(Autocorrelation) 검증을 실시하여, 매출의 자기회귀(Autoregressive) 모형을 도출한다.

다. 교차상관 검증

매출을 제외한 나머지 독립변수(X)들은 종속변수(Y)인 매출과의 교차상관(Cross-correlation) 검증을 통해 종속변수와의 상관관계가 가장 높게 나온 시차(Lag)의 시계열 변수를 선택하여, ARDL 모형의 추정의 변수로 설정한다. 예를 들어, 브랜드 정보량(INFO) 변수와 매출(SALES)의 교차상관관계 결과 Lag(2)에서 가장 높은 상관관계를 보인다면, 최종 모형 추정의 변수로 2시차 전의 시계열 변수인 INFO(2)를 최종 모형의 변수로 설정하여 모형의 적합도를 확인한다. 본 연구에서는 주차별로 데이터를 구성하였으므로, 이와 같은 설정은 2주 전의 브랜드 정보량이 매출 예측에 가장 적합한 시차의 시계열 변수라는 가정 하에 모형 테스트를 하여 어느 시차(Lag)가 가장 적합한지 판별하는 것이다.

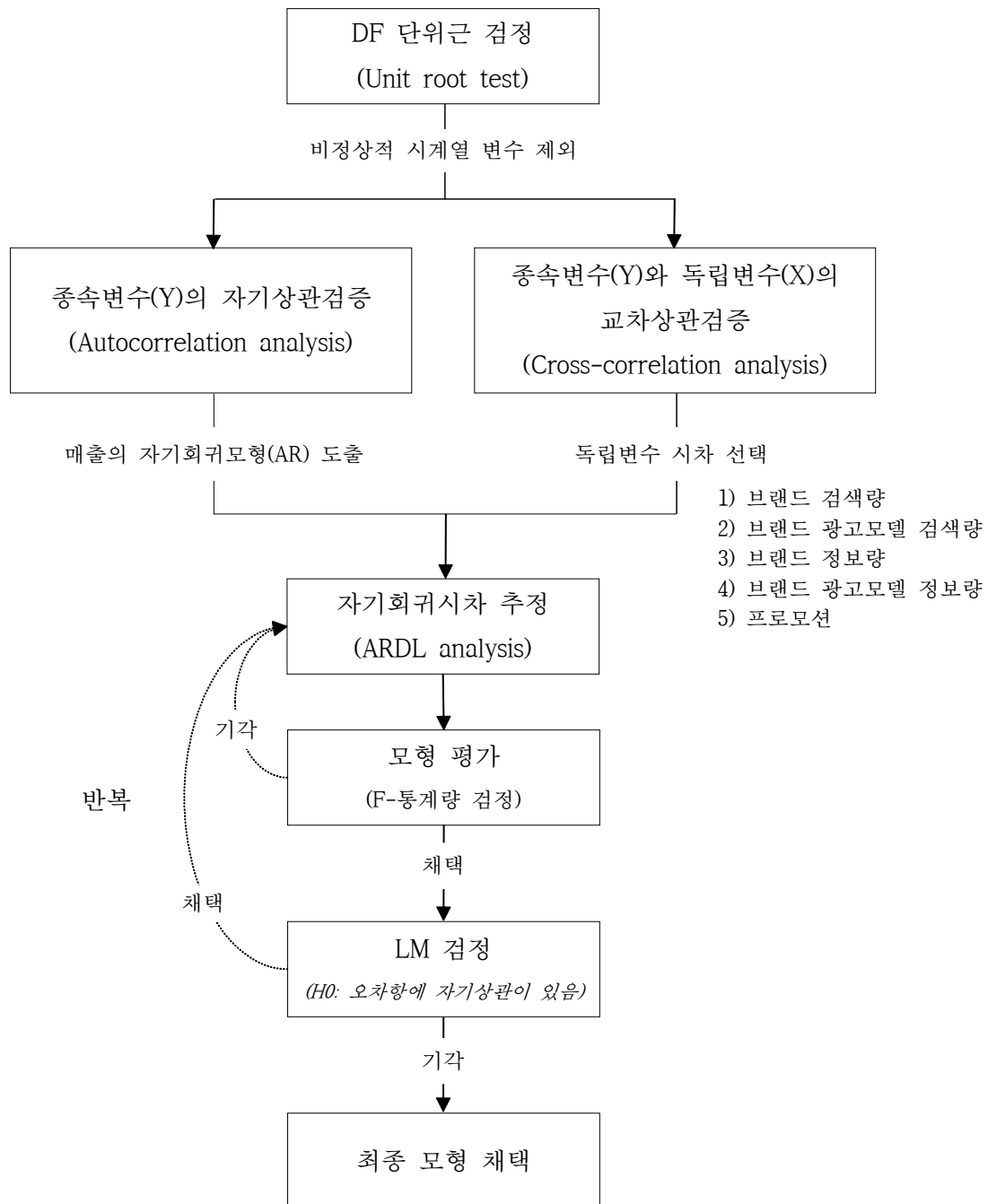
라. ARDL 모형 적합

종속변수와 독립변수들의 시차를 선택한 후, ARDL 분석을 실시한다. 우선, 매출의 자기회귀모형에 교차상관을 통해 설정한 독립 변수들의 시차를 반영하여 모형을 테스트하고 통계량을 확인한다. 통계량이 유의하지 않을 경우, 독립변수를 제외하거나 변수들의 시차를 재검토하여 모형을 다시 테스트한다. 통계량이 유의할 경우 다음 절차로 넘어가며, 이 과정을 반복한다.

통계량이 유의하게 나왔을 경우, Brusch(1978)와 Godfrey(1978)의 LM 검정을 실시한다. LM 검정은 잔차항에 자기상관이 없다는 것을 검증하는 것으로, 가설은 다음과 같다.

H_0 : 오차항에 자기 상관이 있다.

잔차항에는 자기상관이 없어야 하므로, 가설이 기각되어야 모형을 채택할 수 있다. LM검정이 채택되면 다시 ARDL 분석 단계로 돌아가 변수들을 재설정하여 테스트를 하는 과정을 반복한다. LM 검정이 기각되면 최종 모형으로 채택한다.



[그림 2] 본 연구의 ARDL 시계열 모형의 분석 절차

B. 분석 대상 데이터

본 연구에서는 브랜드 매출에 영향을 주는 요인을 밝히기 위해 국내 중견 기업의 캐주얼 브랜드 A를 분석 대상 브랜드로 선정하였다. A브랜드의 매출 자료와 선행 연구를 토대로 설정한 독립변수를 분석 자료로 활용하였다. 종속변수는 A브랜드의 약 2년간의 주별 매출 자료를, 독립변수로는 브랜드 웹 검색량과 정보량, 브랜드 광고모델의 웹 검색량과 정보량, 그리고 추가적으로 브랜드에서 제공하는 가격수단 판촉 행사인 프로모션을 변수로 설정하여 자료를 수집하였다.

C. 데이터 수집 및 변환

분석에 사용한 변수들은 A브랜드에서 전속 모델을 사용하기 시작한 시점인 2016년 4월부터 2017년 12월까지 총 90개의 주별 자료로 구성하였다. 매출은 A브랜드의 실매출액 자료이며, 월요일을 시작 기준으로 일요일까지를 한 주간으로 보고 주별 데이터로 구성하였다.

브랜드 정보량과 광고모델 정보량은 네이버 블로그에 나타나있는 블로그의 게시물수를 수집하였다. 각 별수별로 각각 “브랜드A”와 “광고모델 이름” 키워드를 포함하는 게시물이 주별로 몇 건이 작성되었는지를 확인하였고, 해당 기간의 게시물 수를 수치 데이터로 수집하였다.

검색량은 네이버(Naver)와 구글(Google)에서 제공하는 네이버 트렌드(Naver Trend)와 구글 트렌드(Google Trend)의 검색량 데이터로, 기간 내 최대치를 100으로 하는 표준화 자료를 활용하였다. 본 연구에서는 브랜드 검색량을 전체 카테고리 and 쇼핑 카테고리를 구분하여 각각의 데이터를 수집하고자 하였다. 네이버 웹 검색량은 키워드에 대한 전체 카테고리의 검색량만 제공하고 있기 때문

에 쇼핑 카테고리의 검색량은 구글 트렌드에서 수집하였다. 검색량 데이터를 네이버와 구글의 각각 다른 채널에서 수집하여 사용하는 것이 결과에 다른 영향을 미칠 수 있기 때문에 분석에 앞서 두 채널 간 상관관계를 살펴보았다. 수집한 키워드 데이터에 대한 네이버와 구글 트렌드의 전체 검색량에 대한 상관관계 분석 결과 강한 상관관계($r=.80$)를 보였으므로, 네이버와 구글 트렌드의 검색량 데이터를 함께 사용하는 것에 문제가 없는 것으로 판단하였다.

광고모델 데이터의 경우, 해당 분석 기간 동안 A브랜드의 광고모델이 한차례 변경되어 총 2명의 광고모델이 활동하였다. 따라서 2016년 4월 ~ 2017년 7월까지 약 16개월은 모델A, 2017년 7월 ~ 2017년 12월까지 약 6개월간은 모델B의 검색량과 정보량을 각각 수집하였다.

브랜드의 가격 프로모션 행사는 브랜드에서 진행하는 행사에 대해 일자별로 진행 여부를 확인하여 주차별로 합산하였고, 합산한 주차별 프로모션 진행 여부에 따라 프로모션을 진행한 주와 진행하지 않은 주를 구분하여 명목척도로 나타냈다. 분석 대상 데이터를 요약하면 <표1>과 같다.

	변수	시차	수집채널	수집방법	수집량	수집 단위	비고
종속 변수(Y)	매출	SALES	t	-	-	억원	-
	매출 과거값	SALES	-	-	-	억원	-
	브랜드검색량 (전체)	SCH_N	네이버 트렌드	“브랜드A” 키워드에 대한 웹 검색량 수치	-	기간내 최대치 100 기준 표준화 데이터	-
	브랜드검색량 (쇼핑)	SCH_B	구글 트렌드		-	기간내 최대치 100 기준 표준화 데이터	-
독립 변수(X)	브랜드정보량	INFO	$t - k$ 네이버 블로그	“브랜드A” 키워드에 대한 블로그 게시물 수	15,821	게시물 수	-
	모델검색량	M_SCH	구글 트렌드	“광고모델” 키워드에 대한 웹 검색량 수치	-	기간내 최대치 100 기준 표준화 데이터	기간별 A,B 모델
	모델정보량	M_INFO	네이버 블로그	“광고모델” 키워드에 대한 블로그 게시물 수	78,149	게시물 수	각각 수집
	프로모션	PROM	-	주차별 프로모션 진행 여부 확인	-	명목 척도	-

〈표 1〉 수집 데이터 요약 테이블

* 수집 표본수 N= 90

* t=현재 시점

	최소값	최대값	평균	표준편차	분산	왜도	첨도
매출	22	63	36	9	75	0.87	0.66
검색량 (전체)	98	314	150	39	1,551	1.54	3.35
검색량 (쇼핑)	-	70	16	12	135	1.55	4.60
정보량	126	264	178	30	885	0.36	-0.10
모델 검색량	2	182	17	24	592	4.45	25.30
모델 정보량	149	4,785	921	832	691,490	2.20	5.76

〈표 2〉 데이터의 기술통계량

수집된 데이터를 〈표2〉와 같이 기술통계량을 통해 변수의 특성을 살펴보았다. 데이터의 표본 개수는 각 변수별로 90개이다. 자료의 산포도를 나타내는 분산과 표준편차를 살펴보면, 검색량 전체 카테고리화 모델 정보량의 분산과 표준편차가 다소 불안정한 것을 알 수 있다. 왜도를 살펴보면, 매출과 정보량은 값이 0에 가까우므로 상대적으로 안정적임을 알 수 있으며, 모델 검색량의 경우, 한쪽으로 자료가 크게 치우쳐 있다는 것을 짐작할 수 있다. 첨도에서는 모델 검색량이 지나치게 큰 값을 보였다. 모델 검색량의 왜도와 첨도 값을 보면 한쪽으로 치우쳐져 있거나 이상값을 갖고 있을 확률이 높은 것으로 판단할 수 있다. 모델 정보량의 경우도 분산이 지나치게 큰 경향이 있으므로, 추후 데이터 변환을 통해 자료를 안정화 시켜주어야 할 것으로 보인다.

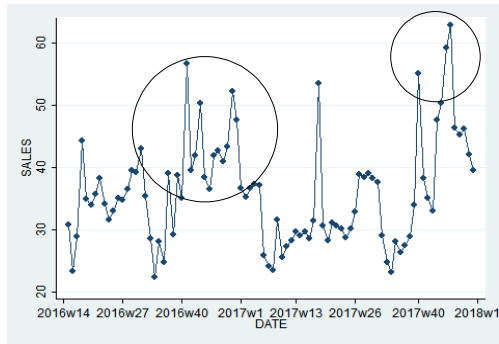
V. 실증결과 - ARDL모형 구축

A. 정상성(Stationary) 검증

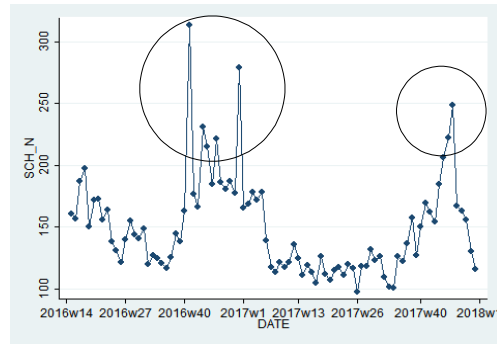
시계열 자료는 시간의 순서에 따라 배열되어 있다. 시간의 흐름에 따라 변화하는 Y를 모형으로 만들어 설명하기 위해서는 추세나 동향이 시간의 흐름에 관계없이 일정한 균형 수준을 유지해야한다. 즉, 시계열 자료 자체가 동태적(dynamic)이기 때문에 이 자료를 변환시켜 균형 수준을 유지해 준다면, 시계열의 동태적인 성격은 없어지고 자료는 정태적(stationary)인 상태가 된다(송근원, 2013). 이렇게 시계열 자료의 균형 수준을 확인하는 작업을 정상성(stationary) 검증이라고 하며, 시계열 분석에 앞서 반드시 확인해야하는 절차이다.

특정 시계열이 정상적 시계열인지 비정상적 시계열인지 선형 그래프로 짐작할 수 있으며, 평균을 중심으로 진동하는 패턴인 경우 정상적 시계열일 가능성이 크다고 볼 수 있다. 시계열 자료의 정상성 검증에 앞서 종속변수와 독립변수들의 시계열을 선형 그래프를 통해 시각적으로 확인하였다.

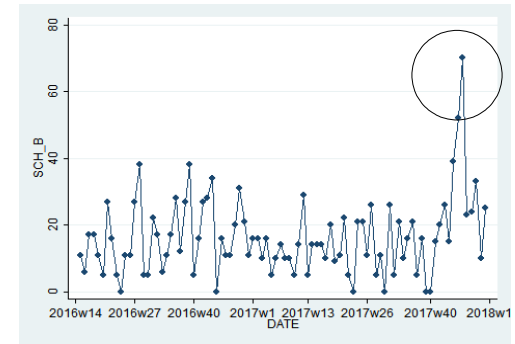
선형 그래프들을 전체적으로 살펴보면 [그림3]의 매출, [그림4]의 전체 브랜드 검색량, [그림5]의 쇼핑 카테고리의 브랜드 검색량과 [그림6]의 브랜드 정보량은 평균을 기준으로 상하로 진동하는 형태로 어느 정도의 균형 수준을 유지하고 있음을 알 수 있으며, 정상적인 시계열을 보이고 있다.



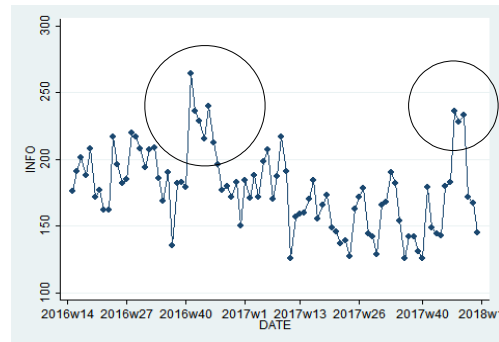
[그림 3] 매출의 시계열



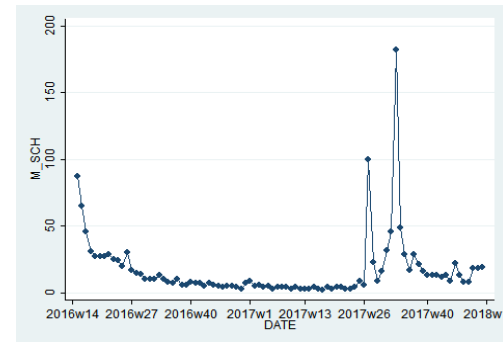
[그림 4] 브랜드 검색량(전체)의 시계열



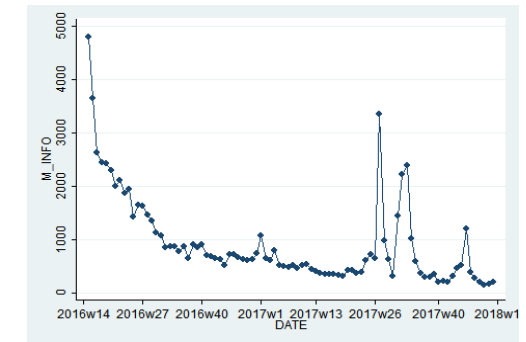
[그림 5] 브랜드 검색량(쇼핑)의 시계열



[그림 6] 브랜드 정보량의 시계열

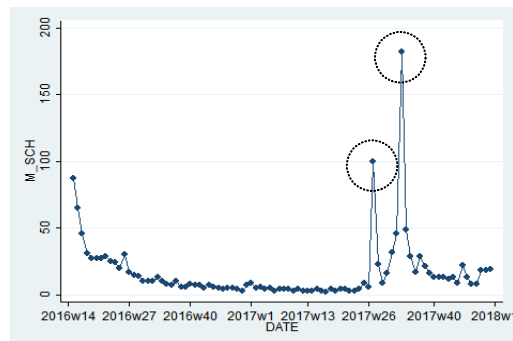


[그림 7] 광고모델 검색량의 시계열



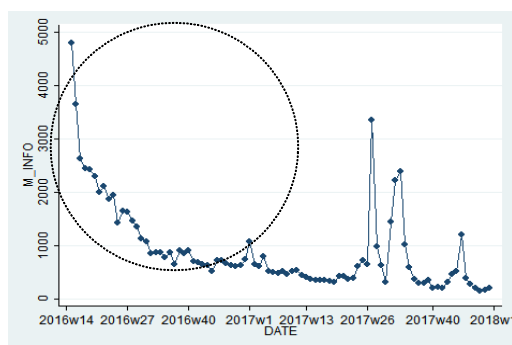
[그림 8] 광고모델 정보량의 시계열

2016년도 40주차부터 2017년도 1주치의 시기에 [그림3] 매출과 [그림4] 브랜드 전체 검색량, [그림6] 브랜드 정보량 시계열의 그래프가 동시에 상승하였으며, 2017년도 46주차에서 48주차 정도의 시기에서는 [그림3] 매출 및 [그림4] 브랜드 전체 검색량, [그림5] 브랜드 쇼핑 검색량과 [그림6]의 브랜드 정보량 네 개의 시계열 변수에서 급격한 상승세를 보였다. 즉, 브랜드 전체 검색량과 브랜드 쇼핑 검색량, 브랜드 정보량은 시계열이 매출의 시계열과 유사한 양상을 보이고 있으므로, 해당 시점의 변수들과 매출과의 상관관계가 있음을 짐작 할 수 있다.

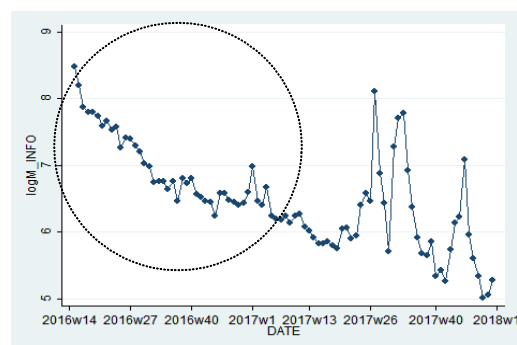


[그림 7] 광고모델 검색량 시계열

[그림7]의 모델 검색량은 특정 시점의 값이 크게 오르는 이상치가 나타났으므로, 비정상적인 시계열로 판단되며 분석에 적합하지 않은 시계열 자료임을 짐작 할 수 있다.



[그림 8] 광고모델 정보량의 시계열



[그림 9] 자연로그를 취한
광고모델 정보량의 시계열

[그림8]의 모델 정보량과 같이 한쪽으로 치우친 데이터의 경우 회귀계수가 작은 변화를 반영하지 못하는 문제가 발생하기 때문에 모델 정보량 데이터는 [그림9]과 같이 자연로그를 취해 데이터를 정규화하는 방향으로 변환시킨다.

시계열 자료가 안정화된 자료라는 것을 입증하기 위해서는 단위근 검정을 해야 한다. 단위근의 존재 여부를 검증하는 대표적 방법으로는 Dickey and Fuller(1979)의 DF검정법, Said and Dickey(1984)의 Augmented Dickey-Fuller (ADF) 검정법, Phillips and Perron(1998)의 PP검정법이 있다. 본 연구에서는 시계열의 정상성 판정을 위해 ADF 단위근 검정을 사용하였다. Said and Dickey(1984)는 ADF 검정통계량에 대한 임계치(critical value)를 제시하였는데, Test Statistic이 5% Critical Value보다 절대치에서 작지 않으면 정상성을 가지는 것으로 판단할 수 있다. 분석 결과는 <표3>과 같으며, 본 연구에 활용되는 변수들은 시계열 분석에 적합한 정상성을 가지는 것으로 나타났다.

Variables	Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller			p-value
		1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	
SALES	-4.614	-3.525	-2.899	-2.584	0.0001
INFO	-4.362	-3.525	-2.899	-2.584	0.0003
SCH_N	-4.325	-3.525	-2.899	-2.584	0.0004
SCH_B	-6.897	-3.525	-2.899	-2.584	0.0000
M_INFO	-5.367	-3.525	-2.899	-2.584	0.0000
M_SCH	-6.215	-3.525	-2.899	-2.584	0.0000
PROM	-6.207	-3.525	-2.899	-2.584	0.0000

<표 3> ADF 단위근 검정

B. 자기상관 검증

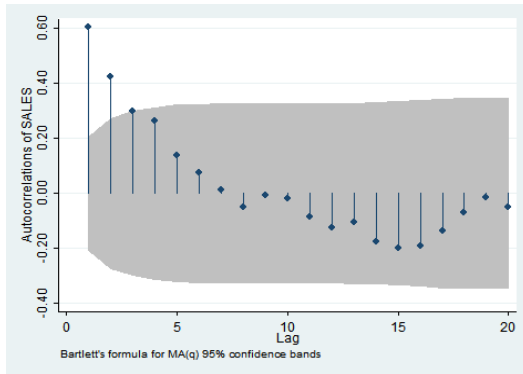
본 절에서는 종속변수인 매출이 매출의 과거값과 자기상관 관계에 있는지 자기상관분석을 통해 살펴보고, 매출의 자기회귀분석을 통해 매출의 과거값에 대한 예측력을 확인하였다. 자기상관계수(autocorrelation coefficient)는 하나의 시계열 변수에서 시차를 고려한 상관계수라고 할 수 있으며, 자기상관계수의 정의는 민인식과 최필선(2017)에 따르면 (수식 1)과 같다.

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Y_t, Y_{t-k})}{\text{var}(Y_t)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (\text{수식 1})$$

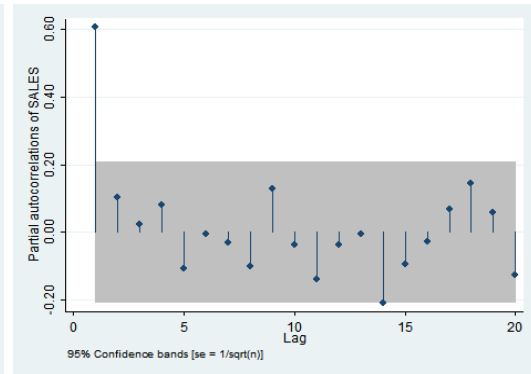
본 연구에서는 종속변수인 매출의 과거 시계열 변수의 시차를 고려하여 자기상관분석을 실시하였다. 매출의 자기회귀분석에 적용할 과거 시차를 설정하기 위해 매출의 자기상관과 편자기상관을 확인하였으며, 결과는 [그림10]과 [그림11], <표4>과 같이 나타났다.

[그림10]에서 살펴볼 수 있는 매출 변수에 대한 결과는 자기상관계수가 현재 시점에서 멀어질수록 작아진다는 것이다. 즉, 현재시점 종속변수인 Y값은 과거 시점의 Y값과 양의 상관관계를 가진다. [그림10]의 음영부분은 95% 신뢰구간을 의미하는데 자기상관계수가 음영 내에 있으면 0과 유의하게 다르지 않다는 의미로 해석한다. [그림10]의 자기상관에 결과에 따르면 매출의 lag(1), lag(2) 시차에 자기상관이 있는 것으로 나타났다. [그림11]의 매출의 편자기상관은 lag(1)에서만 유의하게 나타났다. 따라서 매출의 자기회귀분석의 독립변수로 매출의 lag(1)인 1시차의 시계열 변수를 독립변수로 설정하였다.

<표4>에서는 자기상관계수 및 편자기상관계수를 확인할 수 있다. 자기상관계수의 절대값이 ‘1’에 가까울수록 강한 자기상관, ‘0’에 가까울수록 약한 자기상관을 나타내며, ‘0.7 이상’은 자기상관이 크고 ‘0.5~0.7’은 보통, ‘0.3~0.5’는 약한 자기상관, ‘0.3 미만’은 자기상관이 미약하다고 본다. 매출의 자기상관과 편자기상관은 각각 0.61 수준으로, 자기상관이 있는 것으로 확인되었다.



[그림 10] 매출의 자기상관



[그림 11] 매출의 편자기상관

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q
1	0.6060	0.6072	34.161	0.0000
2	0.4252	0.1022	51.170	0.0000
3	0.2995	0.0227	59.708	0.0000
4	0.2642	0.0798	66.430	0.0000
5	0.1374	-0.1065	68.269	0.0000
6	0.0734	-0.0069	68.800	0.0000

<표 4> 매출의 자기상관 분석 결과

또한, <표4>의 결과에서는 Q 검정통계량을 확인할 수 있는데, Q 검정은 Ljung-Box 검정으로 귀무가설은 다음과 같다.

H_0 : 데이터가 독립적이다(또는 k계까지 자기상관이 존재하지 않는다).

<표4>의 Q검정에 따르면 자기상관계수(AC: Autocorrelation coefficient)와 부분 자기상관계수(PAC: Partial Autocorrelation Coefficient)가 5% 유의수준에서 가설이 기각되었다. 따라서 매출 변수는 독립적이지 않으며 자기상관이 유의하게 존재하는 것으로 확인되었으므로, 매출의 시계열 변수lag(1)의 자기회귀분석을 실시하였으며 결과는 <표5>와 같다.

매출	Coef.	Std. Err.	t	P > t	Prob > F	Adj. R-sq.
매출lag(1)	0.981	0.022	44.79	0.000	0.000	0.958

※ no constant

〈표 5〉 매출의 자기회귀 분석 결과

$$SALES_t = SALES_{t-1} + e_t \quad (\text{수식 2})$$

자기회귀(Autoregressive)는 특정 시점의 시계열 자료를 그 시계열 자료의 과거값들로 설명하는 모형으로, 독립변수로 설정되는 과거값 역시 시계열 자료의 형태가 된다. 종속변수인 매출의 전주치 매출lag(1)을 독립변수로 하는 매출의 자기회귀 분석 결과 적합도는 .958로 유의하게 나왔으며, 95.8%의 예측력을 갖는 no constant 모형으로, 회귀식은 (수식 2)와 같이 표현할 수 있다.

C. 교차상관 검증

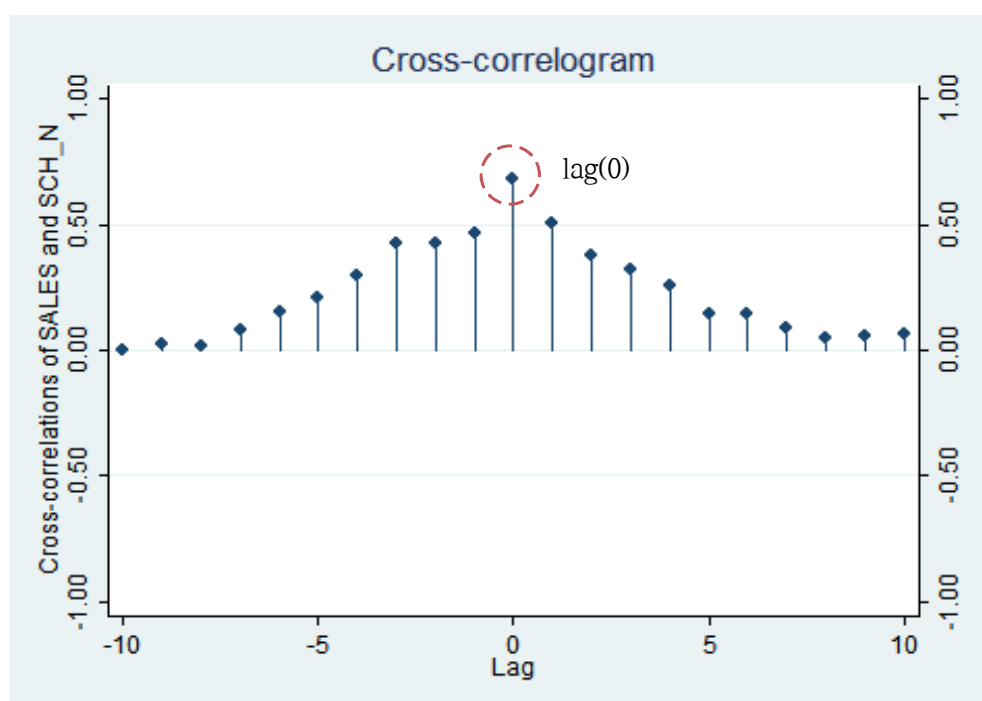
교차상관분석(cross-correlation analysis)은 두 시계열 변수의 상관계수를 계산할 때 시차를 고려하는 것으로, 민인식과 최필선(2017)에 따르면 (수식 3)과 같이 정의할 수 있다.

$$corr(X_t, Y_{t-s}) = \frac{cov(X_t, Y_{t-s})}{\sqrt{var(X_t)var(Y_{t-s})}} \quad (\text{수식 3})$$

본 연구에서는 종속변수인 매출과 독립변수들 간의 교차상관 검증을 통해 두 변수간의 상관관계가 어느 시차에 높게 나타나는지를 확인하고, 앞서 확인된 매출의 자기회귀 모형에 교차상관의 결과를 통해 설정한 독립변수의 시계열 변

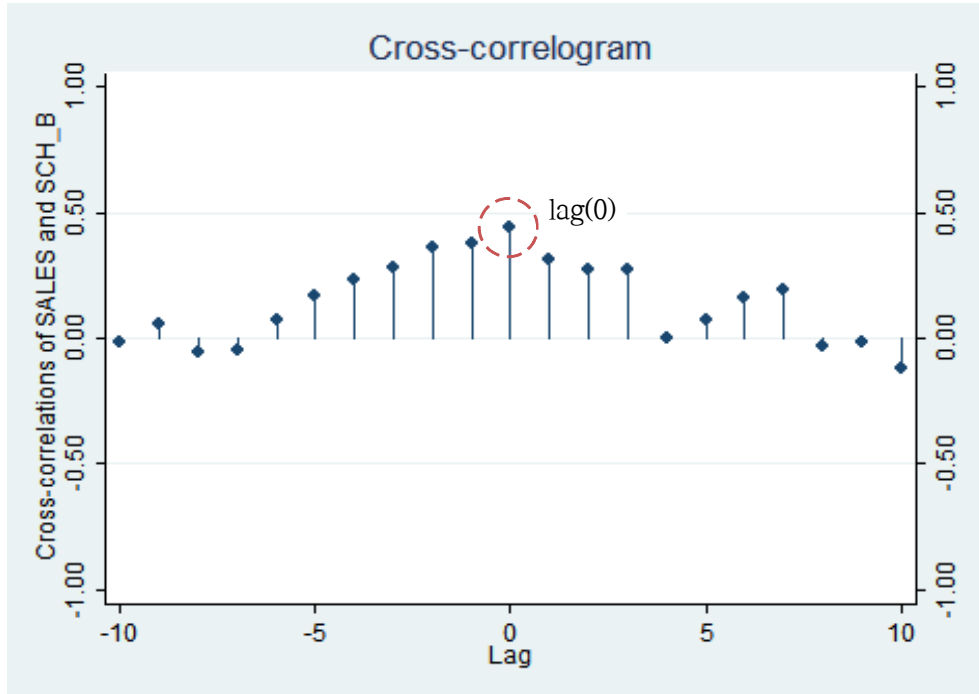
수를 추가하여 위계적 회귀분석을 실시하고자 한다. 먼저 종속변수인 매출과 각 변수별 교차상관관계를 그래프를 통해 살펴보았다.

[그림 12]의 교차상관 그래프는 Lag0인 현재 시점을 기준으로 오른쪽이 선행시차, 왼쪽이 후행시차로 나타난다. 본 연구에서는 매출 예측의 선행 요인들을 밝히고자 했으며, 따라서 현재시점으로부터 선행시차까지가 양의 상관관계로 나타날 때 모형에 적합한 요인으로 작용할 것으로 보았다.



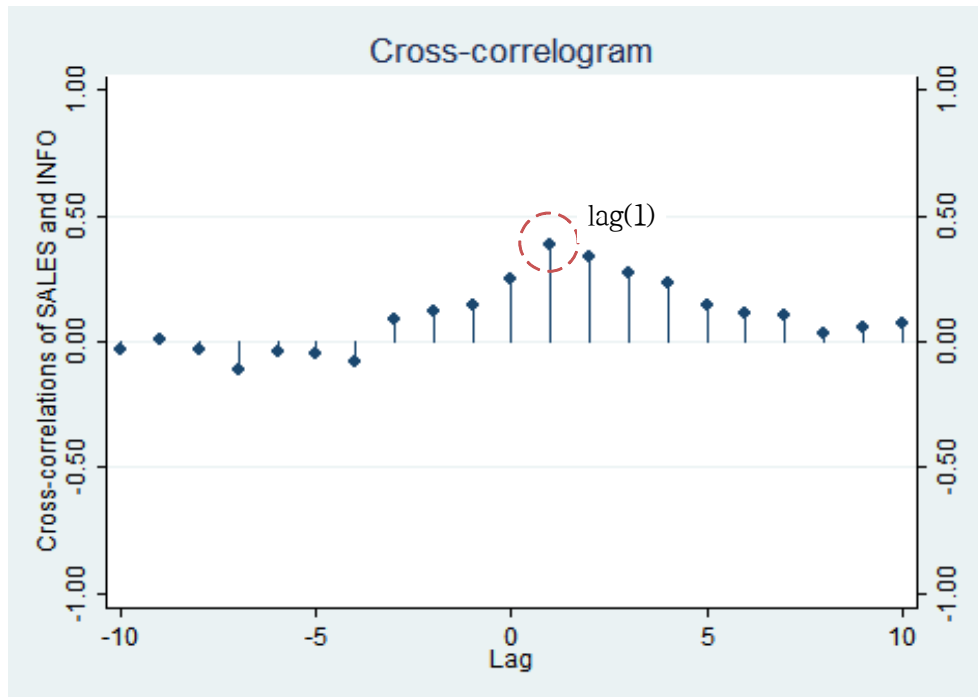
[그림 12] 매출 X 브랜드 검색량(전체)

[그림12]는 매출과 브랜드 검색량 전체 카테고리의 교차상관 그래프이다. 브랜드 검색량 전체는 lag(0)인 현재 시점의 시계열 변수가 매출과의 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났으며, 0.5 수준을 넘어선 것으로 보아 상관관계가 높은 것으로 나타났다. 브랜드 검색량 전체의 lag(0)을 독립변수로 ARDL 모형 테스트에 적용하면 될 것으로 판단하였다.



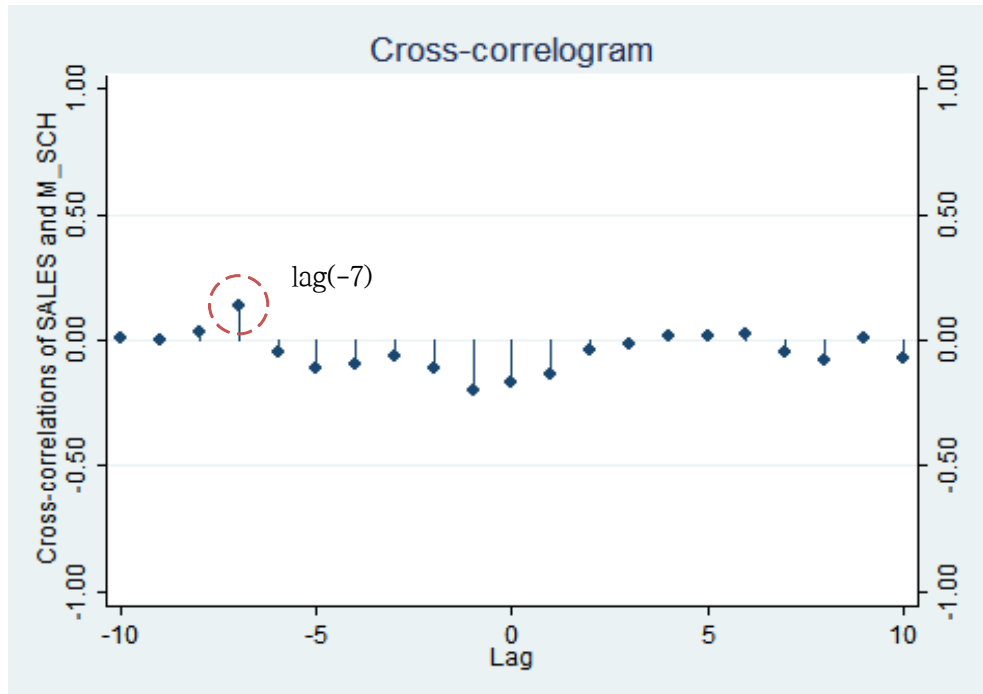
[그림 13] 매출 X 브랜드 검색량(쇼핑)

[그림13]은 매출과 브랜드 검색량 쇼핑 카테고리의 교차상관 그래프이다. 브랜드 검색량 쇼핑은 lag(0)인 현재 시점의 시계열 변수가 매출과의 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났으며, 0.5 수준에 미치지 못했으므로 강한 상관관계를 나타내지는 않았다. 브랜드 검색량 쇼핑의 lag(0)을 독립변수로 ARDL 모형 테스트에 적용하면 될 것으로 판단하였다.



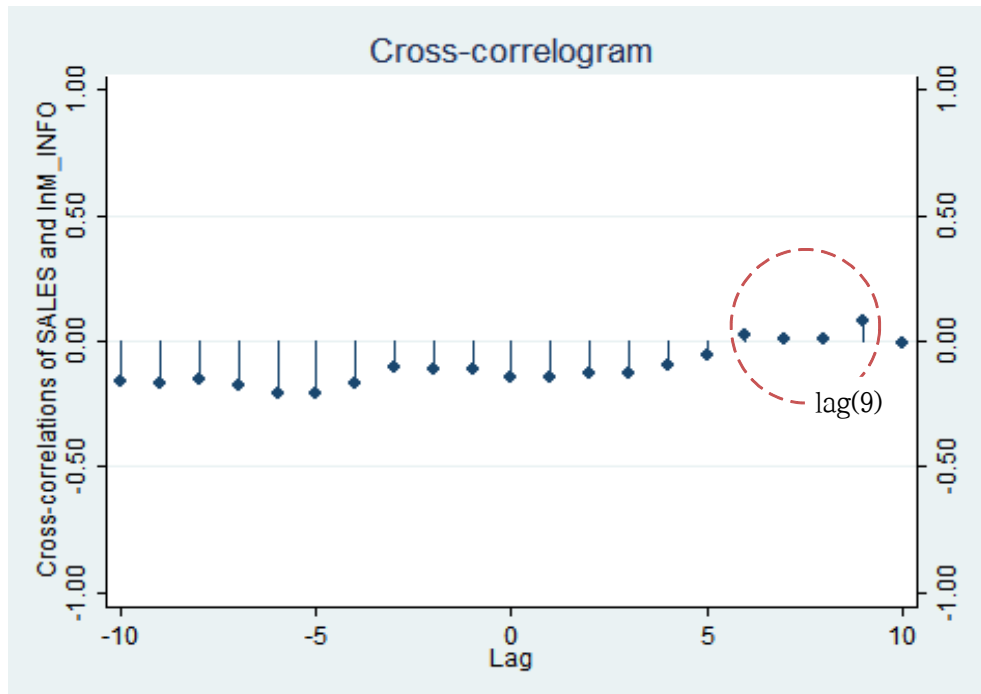
[그림 14] 매출 X 브랜드 정보량

[그림14]는 매출과 브랜드 정보량의 교차상관 그래프이다. 브랜드 정보량은 lag(1)인 전주치의 시계열 변수가 매출과의 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났으나, 0.5 수준에 미치지 못하였으므로 강한 상관관계를 나타내지는 않았다. 브랜드 정보량의 lag(1)을 독립변수로 ARDL 모형 테스트에 적용하면 될 것으로 판단하였다.



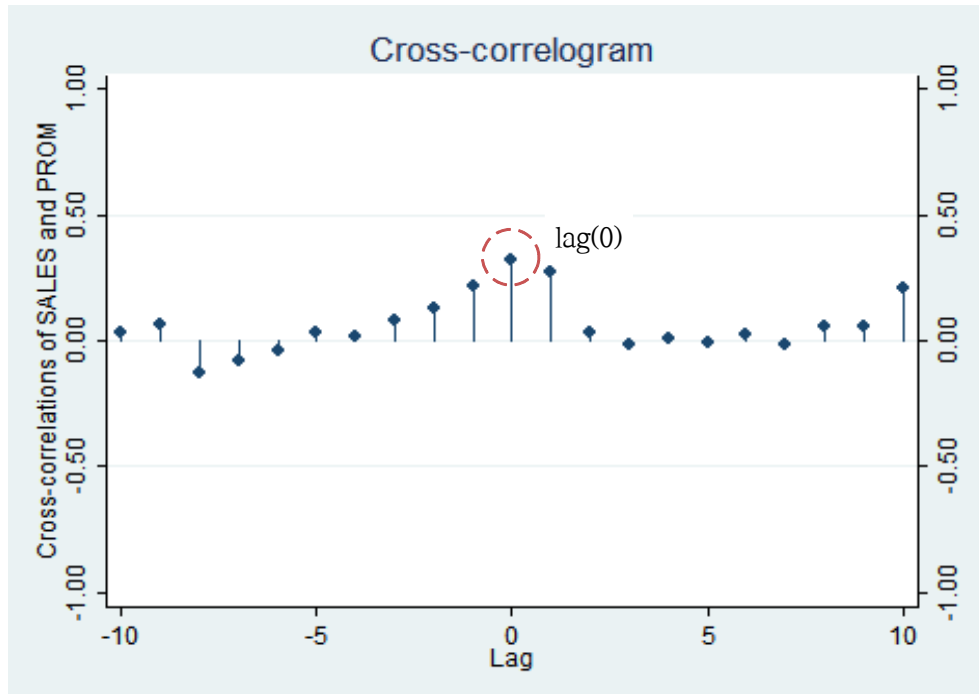
[그림 15] 매출 X 광고모델 검색량

[그림15]는 매출과 광고모델 검색량의 교차상관 그래프이다. 광고모델 검색량은 lag(-7)인 7주 후의 시계열 변수가 매출과의 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났다. 0.5 수준에 미치지 못하였으므로 약간 상관관계를 보이고 있을 뿐만 아니라 사건의 후행 시차에서 보여졌으므로, 선행 요인을 통해 매출을 예측하고자하는 본 연구에는 적합하지 않은 시계열 변수로 판단하였다. 따라서 모델 검색량의 시계열 변수는 ARDL 모형 테스트에서 배제하기로 하였다.



[그림 16] 매출 X ln광고모델정보량

[그림16]은 매출과 자연로그를 취한 모델 정보량의 교차상관 그래프이다. 그래프를 살펴보면 대부분 부(-)의 상관관계를 나타내고 있으며, 0.5 수준에 미치지 못하였으므로 약한 상관관계를 나타내고 있는 것으로 보인다. lag(6)에서부터 약한 정(+)의 상관관계를 보이고 있으며 lag(9)에서 가장 높은 값을 보였다. 선행 시차에서 영향력이 포착되었으므로 ARDL 모형 테스트를 거쳐야 할 것으로 판단하였으며, 상관관계가 미약한 수준에 머물렀기 때문에 여러 시차를 대입하여 테스트를 해야 할 것으로 보인다.



[그림 17] 매출 X 프로모션

<그림17>은 매출과 프로모션의 교차상관 그래프이다. 프로모션은 lag(0)인 현재 시점의 시계열 변수가 매출과의 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났으나, 0.5 수준에 미치지 못하였으므로 강한 상관관계를 나타내지는 않았다. 프로모션의 lag(0)을 독립변수로 ARDL 모형 테스트에 적용하면 될 것으로 판단하였다.

Cross-correlation with SALES						
Lag	SCH_N	SCH_B	INFO	M_SCH	lnM_INFO	PROM
-10	-0.0024	-0.0141	-0.0346	0.0113	-0.1620	0.0355
-9	0.0278	0.0564	0.0118	0.0035	-0.1694	0.0613
-8	0.0174	-0.0547	-0.0282	0.0318	-0.1490	-0.1306
-7	0.0773	-0.0446	-0.1100	0.1333	-0.1770	-0.0758
-6	0.1513	0.0697	-0.0387	-0.0434	-0.2087	-0.0409
-5	0.2078	0.1705	-0.0445	-0.1082	-0.2070	0.0337
-4	0.2963	0.2371	-0.0757	-0.0952	-0.1698	0.0185
-3	0.4229	0.2820	0.0901	-0.0669	-0.1003	0.0845
-2	0.4246	0.3605	0.1247	-0.1080	-0.1126	0.1264
-1	0.4648	0.3750	0.1476	-0.1975	-0.1080	0.2167
0	0.6819	0.4427	0.2530	-0.1715	-0.1466	0.3221
1	0.5038	0.3101	0.3844	-0.1315	-0.1415	0.2711
2	0.3765	0.2701	0.3343	-0.0405	-0.1256	0.0331
3	0.3187	0.2732	0.2734	-0.0180	-0.1262	-0.0181
4	0.2592	0.0022	0.2372	0.0133	-0.0973	0.0082
5	0.1444	0.0734	0.1445	0.0142	-0.0518	-0.0052
6	0.1453	0.1593	0.1165	0.0276	0.0255	0.0220
7	0.0876	0.1911	0.1026	-0.0506	0.0079	-0.0132
8	0.0512	-0.0310	0.0300	-0.0810	0.0078	0.0548
9	0.0593	-0.0142	0.0603	0.0082	0.0808	0.0577
10	0.0625	-0.1177	0.0764	-0.0714	-0.0106	0.2107

〈표 6〉 매출과 독립변수들 간의 교차상관관계

앞서 그래프로 살펴본 교차상관관계 결과를 종합해보면 〈표6〉과 같다. 각 변수별 상관관계가 높게 나타난 시차를 확인하기 위해 상위 2개 시차를 음영으로 표시하였다. 먼저, 브랜드 검색량의 전체의 lag(0)이 가장 상관관계가 높은 것으로 나타났다. ARDL 모형에 테스트를 할 변수들 중 브랜드 검색량 전체, 브랜드 검색량 쇼핑, 브랜드 정보량, 그리고 프로모션의 교차상관관계가 0시차에

가깝게 분포하고 있는 것을 확인할 수 있다. 앞서 그래프를 통해 살펴본 광고모델 검색량의 경우 lag(-7)과 lag(-8)시차의 상관관계가 가장 높게 나타났으며, 이는 7주와 8주후에 약한 영향을 미칠 수 있다는 의미로, 선행 요인을 밝히는 본 연구와는 맞지 않는 변수로 판단하여 분석 변수에서 제외하였다. 광고모델 정보량의 경우 lag(6)에서부터 약한 상관관계를 보였으며, lag(9)인 9주 전의 시계열자료가 가장 높게 나타났다. 현재 시점과 시차의 차이가 있으나 선행 시차에서 정(+)의 영향력이 있는 것으로 나타났으므로, 시차를 조절하여 모형 테스트를 통해 확인하였다.

D. ARDL 모형 적합

1. ARDL 모형 적합

매출의 자기상관예측 모형에 각각의 독립변수들을 다양한 경우의 수로 대입하여 평가한 후 최종적으로 가장 적합한 모형을 도출했으며, 도출된 모형은 상수항이 없는 no constant 모형으로 최종 결과는 <표7>과 같다. 모형의 적합도는 .978로 97.8%의 예측력을 가지며 각 변수들의 p값도 모두 유의하게 나타났다. 종속변수인 매출의 자기회귀시차 예측 모형의 독립변수들은 매출lag(1), 브랜드 검색량 전체 카테고리lag(0), 브랜드 검색량 쇼핑 카테고리lag(0), 자연로그를 취한 광고모델 정보량(lag9), 그리고 브랜드 판촉수단인 프로모션lag(0)이 매출 예측에 유의한 영향을 미치는 것으로 보여졌다. 또한 <표7>에서 잔차항의 자기상관이 없다는 귀무가설과 관련된 자기상관성에 대한 Breusch(1978) & Godfrey(1978)의 LM(Lagrange Multiplier)검정이 .847로 기각되어 오차항에 대한 1계 자기상관이 없다는 결론이다. 따라서 종속변수의 과거값이 설명변수로 포함되어 있는 것에 대한 문제는 없는 것으로 확인되었다. 최종 모형의 회귀 방정식은 (수식 4)와 같이 표현할 수 있다.

SALES	Coef.	Std. Err.	t	P > t
SALES(1)	0.320	0.778	4.11	0.000***
SCH_N	0.111	0.180	6.16	0.000***
SCH_B	0.127	0.548	2.31	0.023**
lnM_INFO	0.708	0.376	1.88	0.063*
PROM	3.493	1.327	2.63	0.010***
Adj. R-sq.	F-통계량 p-value		LM검정 p-value	
0.978	0.000***		0.847	

, *, **** 는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 통계적으로 유의함을 나타냄

※ noconstant

<표 7> 매출 예측 ARDL 모형 결과

$$SALES_t = \beta_0 SALES_{t-1} + \beta_1 SCH_A_t + \beta_2 SCH_B_t + \beta_3 \ln MINFO_t + \beta_4 PROM_t + e_t \quad (\text{수식 4})$$

2. AR모형 및 ARDL 모형 비교 평가

매출의 자기회귀모형의 적합도는 .958이었으며, 최종 자기회귀시차 모형의 적합도는 .978로 더 높은 적합도를 보였다. 그러나 최종 모형만으로는 각 변수들의 기여도를 확인할 수 없으므로, 최종 모형을 기준으로 추가된 변수들의 변수별 기여도를 확인하기 위해 매출의 단순 자기회귀모형과 추가 변수들이 포함된 최종 자기회귀시차 모형을 비교 평가하였다. 통계적 검증을 위한 분석 도구로 SPSS(Ver.20)을 사용하였으며, 결과는 <표8>과 같다.

모형	R	R-sq.	Adj. R-sq.	R-sq. 변화량	p-value 변화량
a	.978	.958	.958	.958	.000***
b	.987	.975	.974	.017	.000***
c	.988	.976	.976	.002	.021**
d	.989	.978	.977	.001	.021**
e	.989	.979	.977	.001	.063*

〈표 8〉 매출의 자기회귀모형에 추가된 변수에 따른 기여도

- a. 예측값: SALES(1)
- b. 예측값: SALES(1), SCH_N
- c. 예측값: SALES(1), SCH_N, SCH_B
- d. 예측값: SALES(1), SCH_N, SCH_B, PROM
- e. 예측값: SALES(1), SCH_N, SCH_B, PROM, lnM_INFO

먼저, 모형a는 매출의 과거 시계열만을 변수로 예측하는 자기회귀모형(AR)이다. 1시차의 과거 시계열 변수를 적용했으며, 결과는 .958로 앞서 살펴본 자기상관 검증의 결과와 동일하게 나타났다. 모형b는 매출의 자기회귀모형에 브랜드 전체 검색량 변수를 추가한 결과이다. 적합도는 .974로 높아졌고, R^2 값은 .017 상승했으며, 1% 수준에서 유의한 결과를 보였다. 모형c는 모형b에 브랜드 쇼핑 검색량 변수를 추가한 결과이다. 적합도는 .976으로, R^2 값은 .002 상승했으며 5% 수준에서 유의한 결과를 보였다. 모형d는 모형c에 프로모션 변수를 추가한 결과이다. 적합도는 .977이며 R^2 값은 .001 상승했고, 5% 수준에서 유의하게 나타났다. 모형e는 모형d에 자연로그를 취한 모델 정보량 변수를 추가한 결과이다. 적합도는 .977이며 R^2 값은 .001 상승했고, 10% 수준에서 유의한 결과를 보였다.

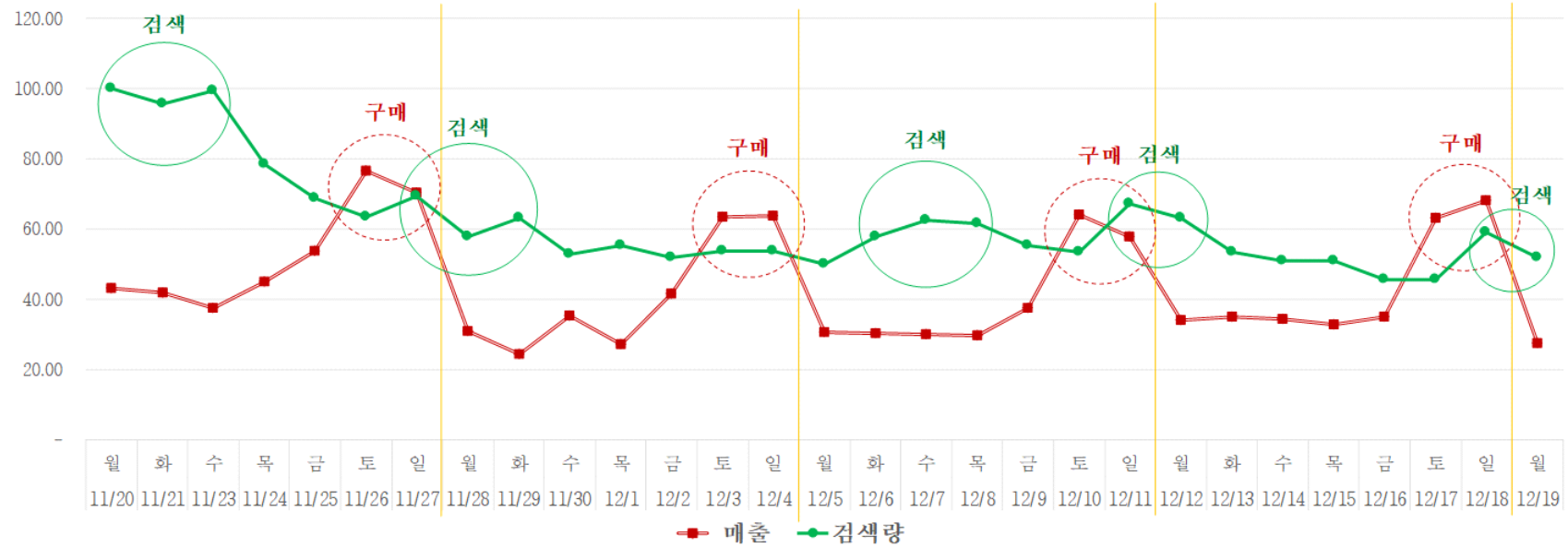
분석 결과 매출의 자기회귀모형에 추가된 변수들 중 브랜드 전체 검색량에 따른 R^2 증가량이 .017로 가장 높게 나타났으며 1% 수준에서 유의한 결과를

보였으므로, 브랜드 전체 검색량이 브랜드 매출 예측에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 브랜드 쇼핑 검색량과 프로모션의 경우 5% 수준에서 통계적으로는 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으나 브랜드 전체 검색량 대비 미치는 영향력이 약한 것으로 볼 수 있으며, 광고모델 정보량의 경우 R^2 변화량이 .001에 그쳤고 10% 수준에서 유의한 영향을 미쳤다. 요약하면, 매출을 제외한 변인 중 브랜드 전체량이 매출 예측에 미치는 영향이 가장 큰 것으로 볼 수 있으며, 브랜드 쇼핑 검색량, 프로모션 및 광고모델 정보량은 영향을 미치는 요인으로 확인되었으나 그 영향력이 다소 약한 것으로 볼 수 있다.

E. 추가분석

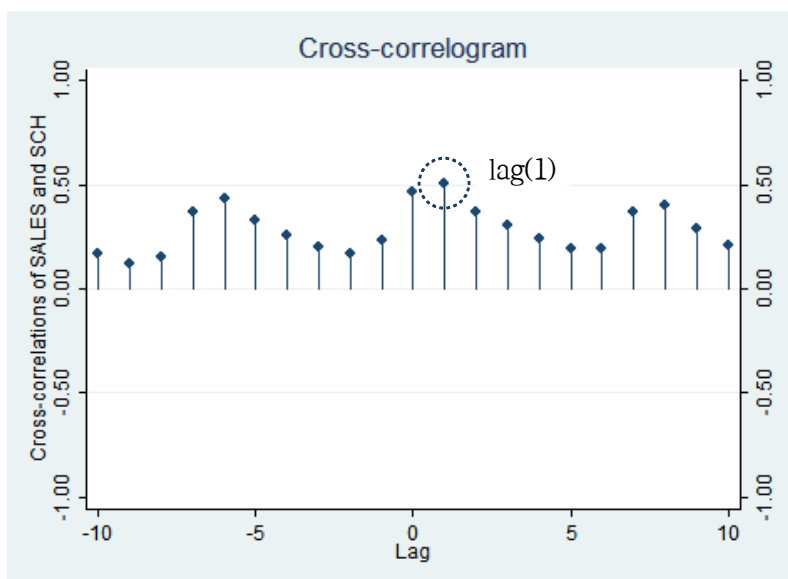
최종적으로 도출된 예측 모형 변수들의 시차를 살펴보면 종속변수의 과거값을 설명변수로 갖는 매출lag(1)변수의 1시차를 제외한 나머지 독립변수들의 시차는 lag(0)의 “t” 로 현재 시차를 반영하고 있다. 자기회귀시차 모형은 변수들의 과거값으로 미래를 예측하는 시계열 분석 방법이라는 점에서 모형에 설명력을 더할 추가적인 확인 절차가 필요할 것으로 판단하였고, 이에 본 연구에서 설정한 주차별 데이터의 일부를 일별 데이터의 형태로 추가 분석을 실시하였다.

추가 분석 데이터의 기간은 분석 기간 내 비교적 최근에 해당하는 데이터로 확인하고자 하였으며, 명절이나 연휴, 연말 등의 특별한 이벤트가 없는 기간인 2017년 11월 중순에서 12월 중순 사이의 매출과 브랜드 검색량 데이터를 확인하였다. 일별 검색량 데이터는 최대 검색량 100을 기준으로, 표준화된 수치로 수집하였다. 실매출 데이터의 단위가 표준화된 검색량 데이터의 단위와 차이가 있으므로, 분석 기간 내 최대 매출 100을 기준으로, 표준화된 수치로 변환하여 두 변수 간 비교 분석을 선형 그래프를 통해 살펴보았으며 결과는 [그림18]과 같이 나타났다.



[그림 18] 일별 매출-브랜드 검색량 비교 분석

본 연구에서 설정한 주간 단위는 월요일부터 일요일까지의 7일을 1주의 시차라고 설정하여 분석하였으므로, 일자별 데이터도 월요일을 시작 기준으로 평가하였다. 한 주간 내 검색과 매출이 상승하는 시점이 상이하게 나타났으며, 소비자의 검색 행위와 구매가 이루어지는 시점에 며칠간의 시간적 차이가 발생함을 알 수 있었다. 주로 브랜드 검색 행위는 주중에 이루어지고 구매는 매출 발생 시점인 주말에 이루어지는 추세를 보이고 있다. 선형 그래프를 통해 매출과 검색량의 발생 시점이 다르다는 것을 확인한 후, 일자별 매출과 검색량의 시계열 데이터를 시차를 고려한 교차상관분석을 통해 다시 살펴보았다.



[그림 19] 일별 매출 X 브랜드 검색량 교차상관

Lag	Corr.
-5	0.3293
-4	0.2612
-3	0.1990
-2	0.1719
-1	0.2341
0	0.4640
1	0.5066
2	0.3721
3	0.3053
4	0.2382
5	0.1974

<표 9>

일별매출 X 검색량

먼저 [그림19]를 살펴보면 현재시점인 Lag0을 기준으로 선행 시차인 오른쪽의 교차상관이 더 높게 보여졌다. <표9>의 교차상관계수를 살펴보면 Lag(1)의 시차에서 교차상관계수 0.5066으로 상관관계가 가장 높게 나타났으며, 다음으로 Lag(0)이 .4640, Lag(2)가 .3721로 그 뒤를 이었다. 앞서 살펴본 선형 그래프에서

와 같이 검색 행위와 구매행위는 며칠간의 시간차를 두고 발생하는 것을 확인할 수 있었고, 브랜드 검색은 주로 구매 전날이나 당일, 이를 전에 이루어지는 것으로 볼 수 있다.

추가 분석을 통해 자기회귀시차 모형에서 변수들이 현재 시점을 반영하고 있는 것이 적합한 모형이라는 근거를 제시하였다. 또한, 최종 모형의 독립변수인 전체카테고리의 브랜드 검색량과 쇼핑카테고리의 브랜드 검색량, 광고모델의 정보량, 프로모션은 매출 예측에 영향을 미치는 적합한 변인인 것으로 확인되었다.

VI. 결론 및 논의

본 연구는 패션 브랜드와 광고모델의 웹 검색량과 블로그 정보량 및 브랜드 매출과 프로모션의 시계열 변수를 통해 매출 시계열 예측 모형을 구축하였으며, 결과를 통해 매출에 영향을 미치는 요인을 밝혔다. 연구를 통해 패션 브랜드의 웹 검색량과 SNS 빅 데이터 정보를 통한 시계열 예측 방법을 모색함으로써 향후 연구의 기초 자료를 마련하고자 하였으며, 기업 내부 데이터와 외부의 빅 데이터를 함께 활용한 예측 모형을 제안함으로써 패션 기업의 의사결정 및 마케팅 전략에 도움이 되고자 하였다. 본 연구를 통해 도출된 최종 모형에 대한 평가와 주요 결론 및 제언은 다음과 같다.

A. ARDL 모형 평가 및 가설검증

패션 브랜드 예측 모형 검증 결과 웹 전체 카테고리 및 쇼핑 카테고리의 브랜드 검색량, 블로그의 광고모델 정보량, 프로모션이 매출 예측에 영향을 미치는 요인으로 밝혀졌다. 블로그의 브랜드 정보량과 광고모델 검색량은 브랜드 매출에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

먼저, 매출의 자기회귀모형 분석 결과에서 적합도 .958으로 예측력 95.8%를 보인 것에 비해 최종 모형인 ARDL 모형에서는 적합도 .978로 예측력 97.8%의 결과를 보였다. 이는 자기회귀모형 분석 결과에서 확인할 수 있듯이 종속변수인 매출의 과거값만을 독립변수로 취하여도 매출 예측이 가능하나, 본 연구에서 밝힌 다른 요인들을 추가한 경우 예측력이 상승하였다. 또한, 최종 ARDL모형에 대해 추가된 각 변인들에 대한 R^2 변화량을 살펴본 결과 가장 큰 영향을 미치

는 요인은 브랜드 전체 검색량으로 나타났다. 브랜드 쇼핑 검색량과 프로모션 및 광고모델 정보량은 매출 예측에 미치는 영향이 다소 약했으나, 통계적으로 유의한 결과를 보였으므로 매출에 영향을 미치는 요인인 것으로 확인되었다. 따라서 브랜드 매출의 시계열 변수, 브랜드 검색량의 시계열 변수, 브랜드 광고모델 정보량의 시계열 변수, 브랜드 프로모션의 시계열 변수는 브랜드 매출 예측에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, H1, H2-1, H3-2, H4는 채택되었다.

둘째, 광고모델 검색량의 경우 시계열 선형 그래프에서 특정 시점의 값이 크게 오르는 이상치가 확인되어 시계열 분석의 데이터에 적합하지 않은 것으로 판단하였다. 광고모델 검색량의 로데이터(raw data)를 확인해본 결과 이상치가 발견된 시점에 A모델과 B모델 모두 스캔들로 크게 이슈화되었던 시기라는 것을 알 수 있었다. 항상 대중의 관심을 받는 유명인의 경우, 예측하지 못하는 상황 발생으로 크게 이슈화가 될 수 있기 때문에 예측 모형에는 적합하지 않은 변인이라는 것을 알 수 있으며, 분석에 적합하지 않은 시계열의 형태를 보였던 이유를 로데이터에서 확인할 수 있었다. 따라서 광고모델 검색량은 매출 예측에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 밝혀졌으며 H2-2는 기각되었다.

셋째, 최종 모형의 테스트 결과, 브랜드 정보량은 매출 예측에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 블로그에 게재된 상품 정보는 소비자가 직접 작성한 리뷰이자 관심으로 볼 수 있다. 본 연구에서는 블로그 정보량에 대해 브랜드 정보량 및 광고모델 정보량 두 변수로 설정하여 모형을 테스트하였다. 연구의 결과에서 브랜드 정보량은 매출 예측에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났으며, 광고모델 정보량은 유의하게 나타났다. 이는 본 연구의 대상인 브랜드A가 캐주얼 브랜드라는 점을 감안했을 때, 브랜드 아이덴티티가 뚜렷한 디자이너 브랜드들에 비해 캐주얼 브랜드A는 브랜드 자체에 대한 주목성이 떨어지는 것으로 볼 수 있으며, 브랜드 보다는 광고모델에 대해 관심이 집중되어 있는 것으로 해석된다. 즉, 소비자들은 A브랜드에 대해 ‘이 브랜드가 어떠한 브랜드인지’에 대

한 관심을 갖기 보다는, ‘어떤 광고모델이 전개하는 브랜드인지’, 혹은 ‘어떤 유명인이 이 브랜드를 입었는지’에 대한 관심이 더 높은 것으로 보여진다. 따라서 브랜드 아이덴티티가 뚜렷하지 않은 브랜드의 경우 광고모델을 활용한 마케팅을 더욱 적극적으로 전개해야할 필요가 있음을 시사한다. 결과적으로, 패션 브랜드의 예측에 브랜드 정보량은 영향을 미치지 않는 것으로 나타났으며 H3-1은 기각되었다.

넷째, 본 연구의 최종 모형의 결과를 살펴보면, 프로모션의 상관계수는 3.49로 다른 요인들 대비 가장 높은 값을 나타낸 것을 확인할 수 있다. 이는 프로모션이 다른 요인들에 비해 매출 예측에 미치는 영향이 큰 것으로, 소비자들이 개인적으로 갖게 되는 브랜드나 브랜드 광고모델에 대한 관심도보다 브랜드에서 진행하는 가격 할인 프로모션에 대한 가격 탄력성이 더 큰 것으로 평가할 수 있다.

마지막으로, 본 연구는 단기에측에 적합한 모형으로 해당 변수들은 단기간 내 매출에 영향을 미칠 수 있는 요인이라고 할 수 있다. 변수로 사용된 웹 검색량과 블로그 정보량의 경우 소비자의 최신 트렌드 정보를 반영하고 있으며, 브랜드 프로모션도 정기세일이나 시즌 오프 등의 계절성 가격 할인 행사보다 일정 단기간에 걸쳐 진행된다는 특성을 갖고 있다. 또한 연구의 시계열 변수들이 주차별 데이터로 구성되었으며, 최종 모형에서 매출을 제외한 나머지 독립변수들은 “t” 시차인 현재 시점을 나타냈다. 매출은 바로 전 주차의 매출이 예측에 영향력 있으며 검색량, 정보량과 프로모션은 한 주간 내에서도 며칠간의 편차를 두고 영향을 미치는 것으로 볼 수 있다. 연구의 최종 ARDL 모형 결과를 통해 확인한 가설에 대한 검증을 표로 정리하면 <표 10>과 같다.

	가설	검증
H1	브랜드 매출의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H2-1	브랜드 검색량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H2-2	브랜드 광고모델 검색량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H3-1	브랜드 정보량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	기각
H3-2	브랜드 광고모델 정보량의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택
H4	브랜드 프로모션의 시계열 변수는 브랜드 매출 추정에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.	채택

〈표 10〉 가설 검증

B. 학문적 의의

첫째, 본 연구에서는 기존 소비자의 정보 탐색 활동의 영역을 웹 검색량으로 확대하여 소비자 정보 탐색의 영향력을 실증적으로 확인하였다는 것에 의의가 있다. 브랜드 검색량이 매출에 미치는 영향을 밝힘으로써 소비자 정보 탐색이 구매 의사결정에 중요하다는 선행연구(Moore & Lehmann, 1989; Newman, 1977)를 뒷받침하는 근거를 제시하였다. 나아가 정보 탐색의 과정 중에 구매 의도가 형성될 수 있음을 밝힌 김균과 예종석(2009)의 연구와 소비자가 구매에 직전에 브랜드 검색을 하는 경향이 있음을 밝힌 Hawkins et al.(2013)의 연구와 같

은 맥락에서 이해할 수 있다. 또한, 연구의 모형이 단기 예측에 적합하다는 점에서 검색량이 단기 예측에 도움이 될 수 있다고 주장한 Choi and Varian(2012)의 연구를 지지하는 결과라고 볼 수 있다. Shimshoni et al.(2009) 주장한 바와 같이 구글 트렌드 데이터 자체의 예측 가능성을 증명하였으며, 나아가 국내 포털 사이트인 네이버에서 제공하는 네이버 트렌드의 예측력까지 설명하였다는 점에서 의의를 찾을 수 있다.

둘째, 본 연구는 블로그의 확장과 더불어 블로그 정보가 대중 매체와 마케팅에 영향을 미치고 있는 시점에서 블로그 정보에 대한 예측력을 확인하였다는 것에 의의가 있다. 본 연구의 결과에서 광고모델의 블로그 정보량이 매출에 유의한 영향을 미치는 요인으로 밝혀졌다는 점에서, 지나치게 많은 정보량이 정보 처리의 효율을 저하시켜 부정적인 영향을 미친다는 연구(Eppler & Megis, 2004)와는 상이하였으나, 많은 양의 상품 정보가 소비자의 구매 결정에 긍정적 역할을 한다는 Chen et al.(2009)의 주장과 상응하는 결과를 보였다. 또한, 블로그의 정보 원천이 소비자라는 점에 주목하여 예측 분석을 한 것은 온라인상의 채터(chat)들의 영향력에 주목한 Liu et al.(2007)의 연구와 같은 맥락에서 이해될 수 있으며, 패션 브랜드 매출 예측에 블로그 정보량을 한 가지 요인으로 활용한 것은 아마존 도서 구매량 예측 연구(Gruhl et al., 2005)와 영화 매출 예측 모델을 개발(Liu et al., 2007)한 연구의 주장을 지지했다는 점에서 의미를 갖는다.

셋째, 유명한 광고모델에 대한 소비자의 관심도가 브랜드 관심으로 이어져 매출에 영향을 미친다는 것을 실증적으로 확인하였다. 연구의 최종 모형에서 다른 요인들과 함께 광고모델 정보량이 매출 예측에 유의한 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다. 따라서 유명인에 대한 관심도가 브랜드의 매출로 이어질 수 있음이 연구 결과를 통해 확인되었으며, 유명인의 이미지가 상품과 상품에 대한 태도에 전이된다는 선행 연구(Kamins et al., 1989)를 뒷받침하는 근거를 제시하였다. 또한, 본 연구에서는 실제 브랜드의 매출 자료를 활용하여 브랜드의 유명인 사용에 대한 영향력을 입증하였으므로, 유명인 사용으로 인한 기업의 기대이윤

을 평가로 유명한 사용이 효과적임을 주장한 연구들(Agraval & Kamakura, 1995; Mathur et al., 1997)을 지지하는 실증적 증거를 제시하였다는 점에서 의의가 있다.

넷째, 최근 많은 산업군에서 빅 데이터를 접목한 연구들이 진행되고 있으나 아직 패션 산업군에서의 연구는 미비한 실정이다. 본 연구에서는 기존에 패션 산업군에서 시도되지 않았던 빅 데이터 검색량과 정보량 데이터를 변수로 설정하였으며 빅 데이터 통한 시계열 예측 분석을 했다는 점에서 학문적 의의를 갖는다. 본 연구는 패션 산업군에 빅 데이터를 활용한 하나의 분석 방법을 제시했으며, 각종 포털 사이트가 제공하고 있는 검색량과 정보량을 다루는 연구들에 기초 자료를 마련하였으므로 향후 연구에 도움이 될 것으로 기대한다.

C. 실무적 의의

첫째, 빅 데이터 검색량과 정보량을 활용하여 매출 예측 모형을 제안하였다는 점에서 실무적 의의를 갖는다. 예측 모형의 변수로 기업 내 데이터인 브랜드 실제 매출과 프로모션 진행 여부에 대한 변수를 설정하였고, 웹 검색량과 블로그 정보량으로 기업 외부의 빅 데이터를 변수로 함께 사용하여 보다 높은 예측력을 갖는 모형을 개발하였다. 실상 많은 기업들이 온라인상의 빅 데이터를 획득하고 분석하려는 시도를 하고 있으나 현실적으로 많은 제약이 따른다. 빅 데이터는 대부분의 경우 데이터를 생산하는 포털, 검색 업체들만 접근이 가능하거나, SNS 텍스트 분석의 경우 자연어의 처리 과정을 거쳐야 한다는 점이 실무자들에게 높은 진입 장벽이 될 수 있다. 본 연구는 빅 데이터 활용에 검색량과 정보량 변수를 사용했다는 점에서, 보다 간편하고 접근성이 용이한 데이터 확보 및 분석이 가능한 방법을 선보였다. 따라서 최근 기업과 브랜드들이 조직 외부의 빅 데이터에 주목하고 있는 시점에 기존 실무자들의 빅 데이터 분석의 높은

진입 장벽을 극복할 수 있을만한 방법을 제시하였으므로, 기업에서도 활용이 충분히 가능할 것으로 보이며, 이를 활용한 기업의 경영 의사결정과 고객 분석 및 마케팅 전략에 도움이 될 것으로 기대한다.

둘째, 광고모델이 매출에 영향력을 행사한다는 것을 밝힘으로써 브랜드 광고모델 선정의 중요성에 대해 강조하였다. 브랜드의 광고모델은 브랜드의 대변자이자 고객과의 커뮤니케이션의 중심이라고 할 수 있다. 소비자들의 광고모델에 대한 인식 및 이미지가 브랜드에 전이되어, 결국 브랜드의 매출에까지 영향을 미치고 있음을 연구 결과를 통해 알 수 있었다. 따라서 브랜드의 광고모델 선정시 기존 광고모델에 대한 소비자의 인식이 어떠한지, 모델 선정 후에 브랜드와 상품에 어떠한 영향을 미칠 것인지 고려한다면, 보다 높은 유명한 광고 효과를 볼 수 있을 것으로 사료된다.

셋째, 일자별 추가분석 결과를 통해 소비자들의 검색 행위와 구매 시점에 며칠간의 시간차가 발생한다는 것을 확인하였다. 소비자의 정보 획득을 위한 검색 활동은 주로 주중에 이루어지고, 상품 구매는 주로 주말에 하는 양상을 보였다. 또한 추가분석에서는 일자별 교차상관 분석을 통해 소비자의 검색 행위가 보통 하루 전날이나 당일에 발생한다는 것을 확인하였다. 본 연구의 대상 브랜드인 브랜드A가 중저가의 캐주얼 브랜드인 점으로 미루어 보아, 소비자들의 구매 의사 결정은 오랜 기간 지속되지 않는 것으로 볼 수 있다. 따라서 캐주얼 브랜드의 마케터들이 소비자들의 이러한 소비 행태에 대해 파악하여 보다 세분화된 단기 프로모션 등의 마케팅을 전개한다면, 소비자에게 더 나은 서비스를 제공할 수 있을 것이며 아울러 주로 주말에만 집중되어 있는 매출을 주중으로 확대할 수 있을 것으로 사료된다.

D. 한계 및 제언

본 연구의 결론을 바탕으로 향후 후속 연구를 위한 제언을 도출하면 다음과 같다. 먼저, 특정 브랜드의 매출 정보를 활용하여 분석을 실시했다는 점에서 연구의 한계가 있다. 본 연구는 특정 캐주얼 브랜드를 선정하여 연구를 진행하였기 때문에 캐주얼 브랜드를 제외한 다른 여성복, 남성복, 아동복이나 스포츠웨어 등의 복종군에 적용하거나 일반화하기에 다소 어려움이 있을 것이다. 따라서 향후 연구에서는 다른 복종군에 대한 연구가 필요할 것이며, 나아가 복종별 영향력이 많은 채널 및 요소를 밝히는 것도 필요할 것이다.

둘째, 본 연구는 브랜드의 전속 모델이 매출에 영향을 행사할 것으로 가정하여, 광고모델의 활동 기간을 기준으로 연구 기간을 설정하였다. 그러나 본 연구에서 선정한 A 브랜드의 전속 모델 활동 기간이 다소 짧았기 때문에 분석 기간 설정에 제약이 있었다. 또한, 두 모델 간의 활동 모델별 약 16개월, 6개월 정도로 상이했으므로 모델 간의 비교 평가 역시 어려운 부분이 있었다. 향후 연구에서는 분석 기간을 좀 더 길게 설정하여 장기적 관점에서의 분석이 가능할 것으로 보이며, 광고모델이 장기간 전속 모델로 활동하는 경우와 자주 바뀌는 경우에 대한 비교 분석 역시 수행되어야 할 것이다. 나아가 브랜드에서 전속 모델을 바꿀 경우의 효과 및 두 모델간의 차이에 대한 연구를 통해 유명한 광고 모델 효과를 극대화시킬 수 있는 방안을 탐색할 수 있을 것으로 사료된다.

셋째, 본 연구에서는 웹 검색량과 블로그 정보량의 수치 데이터를 활용하여 분석을 진행하였다. 물론, 검색량과 정보량의 데이터가 대중들의 관심과 이슈를 반영하는 화제에 대한 척도가 될 수 있으나, 그들의 세세한 감정 정보까지 읽어 내기에는 한계가 있다. 따라서 향후 연구에서는 대중 및 소비자들의 구체적인 리뷰 및 감정 정보를 분석할 수 있도록 텍스트마이닝 기법을 적용한 연구가 수행되어야 할 것이다. 이를 통해 보다 세분화된 고객 세그먼트에 대응할 수 있는 마케팅 전략을 세울 수 있을 것으로 기대한다.

마지막으로 본 연구는 데이터를 주차별로 구성하여 주차별 분석을 진행하였다. 주차별 분석을 통해 단기적 측면에서의 마케팅 효과를 검증하였으나, 월별, 연도별 측면의 분석은 실시되지 않았으며, 또한 계절성이 강한 패션 분야의 경우 분기별 분석 또한 필요할 것으로 사료된다. 따라서 향후 연구에서는 월별, 분기별, 연도별 분석을 진행하여 장기적 관점에서 트렌드를 파악하고 이를 통해 조직의 경영 의사결정 및 시즌 구성 등에 도움이 되는 결과를 도출할 것을 제안한다.

참 고 문 헌

국내문헌

- 구영완, & 이성훈. (2012). 자기회귀시차분포 모형을 이용한 한국과 일본의 군비 지출 수요 분석. *아시아연구*, 15(3), 169-187.
- 권상희, & 우지수. (2005). 블로그 (Blog) 미디어 연구. *한국방송학보*, 19(2), 419-460.
- 김균, & 예종석. (2009). 정보탐색 동기에 따른 온라인 정보탐색 유형에 관한 연구. *광고학연구*, 20(1), 161-175.
- 김병철. (2015). 인터넷 검색 트렌드 분석을 이용한 자살 위험 예측에 관한 연구. *커뮤니케이션학 연구*, 23(2), 99-120.
- 김세희, & 이은영. (2000). 의류상품 소비자의 판매촉진 반응유형과 쇼핑성향. *유통연구*, 5(1), 33-46.
- 김연형, & 홍정한. (2011). 영화 흥행 결정 요인과 흥행 성과 예측 연구. *CSAM (Communications for Statistical Applications and Methods)*, 18(6), 859-869.
- 김재진, & 박미령. (2011). 광고모델 유형에 따른 광고효과. *경영교육연구*, 26, 195-222.
- 김정현. (2001). 유명 옹호인의 광고효과에 관한 연구. *광고 연구*, 52, 7-24.
- 남아영, 장은주, & 서찬주. (2013). 브랜드 이미지, 자아 이미지, 광고 모델 이미지의 일치성정도가 광고효과에 미치는 영향. *상품학연구*, 31, 37-54.
- 민인식, & 최필선. (2017). *Stata 기초적 이해와 활용*, 서울: 지필미디어.
- 박범길, & 이정교. (2009). 유명 광고모델의 브랜드 자산에 관한 연구. *한국광고홍보학보*, 11(2), 155-192.
- 박성철. (2015). 시계열 분석을 통한 중개 사이트에서의 쇼핑물 매출액 예측 모형 연구, 석사학위논문, 연세대학교, 서울.
- 박철. (2000). 인터넷 정보탐색 가치가 인터넷 쇼핑행동에 미치는 영향에 관한

- 연구. *마케팅연구*, 15(1), 143-162.
- 송근원. (2013). *회귀분석과 아리마 시계열분석*, 경기: 한국학술정보.
- 송배근. (2008). 유명인 광고모델 개성과 브랜드 개성의 일치성이 광고효과에 미치는 영향: 중복광고 모델의 관여도를 중심으로, 석사학위논문, 홍익대학교, 서울.
- 송태민, 송주영, 안지영, & 진달래. (2013). 소셜 빅 데이터를 활용한 자살검색 요인 다변량 분석. *보건교육·건강증진학회지*, 30(3), 59-73.
- 선일석, & 박수홍. (2014). 시계열 분석을 이용한 정보서비스업의 예측 및 도·소매산업과의 인과관계 분석. *e-비즈니스연구*, 15(6), 101-120.
- 손은호, 서진우, & 정명보. (2005). ARIMA 모형을 이용한 호텔식음료 매출액 예측. *관광레저연구*, 17(3), 117-132.
- 신명희. (2009). 개인 미디어에서의 자기표현전략 및 미디어 운영 특성. *커뮤니케이션 연구*, 17(3), 33-59.
- 안대천, & 김상훈. (2008). 브랜드 신뢰, 브랜드 충성도와 기업의 웹사이트 이용에 관한 연구. *광고연구*, 봄호, 143-162.
- 양승훈. (2009). 관광마케팅 톨로서 대중스타. *호텔경영학연구*, 18(2), 221-239.
- 양윤, & 채영지. (2004). 상표 성격과 광고모델 이미지의 일치성이 광고 및 상표 선호도에 미치는 영향. *광고학연구*, 15(1), 65-82.
- 유은영, & 이유리. (2010). 인터넷쇼핑몰의 의류상품정보 제시방법에 따른 쇼핑 가치와 만족. *한국의류학회지*, 34(1), 14-26.
- 유함, & 정석중. (2016). 자기회귀시차 모형을 이용한 관광수입이 지방재정자립도에 미치는 영향에 관한 실증분석. *관광경영연구*, 72, 227-241.
- 윤인택. (2016). 기상변수가 환경재화 가격에 미치는 영향 연구, 박사학위논문, 서울대학교, 서울.
- 이경희, & 김경수. (2017). ARDL 모형을 이용한 관광수요의 추정. *기업경영연구* (구 동림경영연구), 74, 59-74.
- 이선정, & 이수범. (2017). K-뷰티 (K-Beauty) 검색량이 수출과 관광에 미치는 영향. *문화경제연구*, 20(2), 119-147.

- 이우열, & 신민수. (2007). 블로그 이용자의 세분화와 상위 블로거로의 전환요인에 대한 연구. *한국경영정보학회 학술대회*, 120-125.
- 이장혁, 김가운, & 우원석. (2014). K-POP 이 수출에 미치는 영향: YouTube 조회수와 Google 검색을 중심으로. *마케팅관리연구*, 19(4), 83-97.
- 임채운, & 신재현. (2003). 가격 축진이 점포혼잡도 및 축진가치를 통하여 점포이용의도에 미치는 영향. *유통연구*, 7(2), 45-68.
- 전승표, & 박도형. (2013). 웹검색 트래픽 정보를 활용한 지능형 브랜드 포지셔닝 시스템. *지능정보연구*, 19(3), 93-111.
- 정혜영. (2001). 의류점포 브라우저들의 브라우징 동기, 쇼핑 선도력 및 선호점포 속성에 관한 연구. *복식문화연구*, 9(1), 86-99.
- 조정형, & 김영재. (2017). 검색 포털을 이용한 미세먼지 관심과 여가활동 참여 관계 연구. *한국체육과학회지*, 26(4), 15-24.
- 조중형. (2014). VAR 모형을 이용한 수출상품 수요예측에 관한 연구. *통상정보연구*, 19(3), 73-96.
- 조혜원. (2003). 인터넷 쇼핑몰에서 의류제품 정보유형이 브랜드 태도 및 구매의도에 미치는 영향, 석사학위논문, 국민대학교, 서울.
- 최자영, 이수원, 장은영, & 한정석. (2012). 조절초점성향에 따른 온라인 정보탐색 행동의 차이 분석: 상품후기 참조, 탐색대안의 수 및 탐색의 깊이. *마케팅관리연구*, 17(3), 1-24.
- 팜광홍, & 김창수. (2018). 재정지출 수준이 실질환율에 미치는 임계효과: 41 개국 패널 자료 분석. *무역통상학회지*, 19(1), 43-64.
- 하지운, 배덕호, & 김상욱. (2011). 한국 블로그 공간의 시간의 흐름에 따른 특성 변화. *전자공학회논문지-CI*, 46(6), 81-87.
- 한은경, & 유재하. (2003). 브랜드 자산평가를 위한 감성 및 관계척도 개발에 관한 연구. *한국방송학회 학술대회 논문집*, 122-153.
- 홍진환, & 이현정. (2013). 기상 정보를 이용한 의류제품의 판매량 예측 모형 연구. *상품학연구*, 31, 109-122.

해외문헌

- Agrawal, J., & Kamakura, W. A. (1995). The economic worth of celebrity endorsers: An event study analysis. *The Journal of Marketing*, 56-62.
- Andrews, J. C., Durvasula, S., & Akhter, S. H. (1990). A framework for conceptualizing and measuring the involvement construct in advertising research. *Journal of advertising*, 19(4), 27-40.
- Bandari, R., Asur, S., & Huberman, B. A. (2012). The pulse of news in social media: Forecasting popularity. *ICWSM*, 12, 26-33.
- Beatty, S. E., & Smith, S. M. (1987). External search effort: An investigation across several product categories. *Journal of consumer research*, 14(1), 83-95.
- Blattberg, R. C., Eppen, G. D., & Lieberman, J. (1981). A Theoretical and Empirical Evaluation of Price Deals for Consumer Nondurables. *The Journal of Marketing*, 116-129.
- Blattberg, R. C., & Neslin, S. A. (1990). *Sales promotion: Concepts, methods, and strategies* (pp. 349-350). Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Bloch, P. H. (1982). Involvement beyond the purchase process: conceptual issues and empirical investigation. *Advances in Consumer Research*, 9(1), 413-417.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- Breusch, T. S. (1978). Testing for autocorrelation in dynamic linear models. *Australian Economic Papers*, 17(31), 334-355.
- Caballero, M. J., & Pride, W. M. (1984). Selected effects of salesperson sex and attractiveness in direct mail advertisements. *The Journal of Marketing*, 94-100.
- Celsi, R. L., & Olson, J. C. (1988). The role of involvement in attention and

- comprehension processes. *Journal of consumer research*, 15(2), 210-224.
- Chaiken, S. (1979). Communicator physical attractiveness and persuasion. *Journal of Personality and social Psychology*, 37(8), 1387.
- Chen, Y. C., Shang, R. A., & Kao, C. Y. (2009). The effects of information overload on consumers' subjective state towards buying decision in the internet shopping environment. *Electronic Commerce Research and Applications*, 8(1), 48-58.
- Choi, H., & Varian, H. (2012). Predicting the present with Google Trends. *Economic Record*, 88(s1), 2-9.
- Cornfield, M., Carson, J., Kalis, A., & Simon, E. (2005). Buzz, blogs, and beyond: The Internet and the national discourse in the fall of 2004. *Pew Internet & American Life Project*, 16.
- Cranage, D. (2003). Practical time series forecasting for the hospitality manager. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 15(2), 86-93.
- Dewan, S., & Ramprasad, J. (2009). Chicken and egg? Interplay between music blog buzz and album sales. *PACIS 2009 proceedings*, 87.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical association*, 74(366a), 427-431.
- Engel, J. F., Blackwell, R. D., & Miniard, P. W. (1993). *Consumer behavior*. South Western Educational Publishing.
- Eppler, M. J., & Mengis, J. (2004). The concept of information overload: A review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. *The information society*, 20(5), 325-344.
- Ettredge, M., Gerdes, J., & Karuga, G. (2005). Using web-based search data to predict macroeconomic statistics. *Communications of the ACM*, 48(11), 87-92.

- Gao, J., Zhang, C., Wang, K., & Ba, S. (2012). Understanding online purchase decision making: The effects of unconscious thought, information quality, and information quantity. *Decision Support Systems*, 53(4), 772-781.
- Gill, J. D., Grossbart, S., & Lacznia, R. N. (1988). Influence of involvement, commitment and familiarity on brand beliefs and attitudes of viewers exposed to alternative ad claim strategies. *Journal of Advertising*, 17(2), 33-43.
- Gilbert, D. C., & Jackaria, N. (2002). The efficacy of sales promotions in UK supermarkets: a consumer view. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 30(6), 315-322.
- Godfrey, L. G. (1978). Testing for higher order serial correlation in regression equations when the regressors include lagged dependent variables. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1303-1310.
- Gordon, M. E., McKeage, K., & Fox, M. A. (1998). Relationship marketing effectiveness: the role of involvement. *Psychology and Marketing*, 15(5), 443-459.
- Gruhl, D., Guha, R., Kumar, R., Novak, J., & Tomkins, A. (2005, August). The predictive power of online chatter. In *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining* (pp. 78-87). ACM.
- Guadagni, P. M., & Little, J. D. (1983). A logit model of brand choice calibrated on scanner data. *Marketing science*, 2(3), 203-238.
- Hawkins, D. I., Mothersbaugh, D. L., & Best, R. J. (2013). *Consumer behavior: Building marketing strategy*. McGraw-Hill Irwin.
- Hawkins, S. A., & Hoch, S. J. (1992). Low-involvement learning: Memory without evaluation. *Journal of consumer research*, 19(2), 212-225.
- Hoffman, D. L., & Novak, T. P. (1996). Marketing in hypermedia computer-mediated environments: Conceptual foundations. *The Journal of*

Marketing, 50-68.

- Horai, J., Naccari, N., & Fatoullah, E. (1974). The effects of expertise and physical attractiveness upon opinion agreement and liking. *Sociometry*, 601-606.
- Johnson, B. T., & Eagly, A. H. (1989). Effects of involvement on persuasion: A meta-analysis. *Psychological bulletin*, 106(2), 290.
- Jones, M. A. (1999). Entertaining shopping experiences: an exploratory investigation. *Journal of retailing and consumer services*, 6(3), 129-139.
- Kahle, L. R., & Homer, P. M. (1985). Physical attractiveness of the celebrity endorser: A social adaptation perspective. *Journal of consumer research*, 11(4), 954-961.
- Kahneman, D., Knetsch, J. L., & Thaler, R. (1986). Fairness as a constraint on profit seeking: Entitlements in the market. *The American economic review*, 728-741.
- Kamins, M. A. (1990). An investigation into the "match-up" hypothesis in celebrity advertising: When beauty may be only skin deep. *Journal of advertising*, 19(1), 4-13.
- Kamins, M. A., Brand, M. J., Hoeke, S. A., & Moe, J. C. (1989). Two-sided versus one-sided celebrity endorsements: The impact on advertising effectiveness and credibility. *Journal of advertising*, 18(2), 4-10.
- Kamins, M. A., & Gupta, K. (1994). Congruence between spokesperson and product type: A matchup hypothesis perspective. *Psychology & Marketing*, 11(6), 569-586.
- Kotler, P., Saliba, S., & Wrenn, B. (1991). *Marketing management: Analysis, planning, and control: Instructor's Manual*. Prentice-hall.
- Kuehn, A., & Rohloff, A. C. (1967). Evaluating promotions using a brand switching model. *P. Robinson*, 50-85.
- Kulkarni, G., Kannan, P. K., & Moe, W. (2012). Using online search data to

- forecast new product sales. *Decision Support Systems*, 52(3), 604-611.
- Liu, Y., Huang, X., An, A., & Yu, X. (2007, July). ARSA: a sentiment-aware model for predicting sales performance using blogs. In *Proceedings of the 30th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 607-614). ACM.
- Mathur, L. K., Mathur, I., & Rangan, N. (1997). The wealth effects associated with a celebrity endorser: The Michael Jordan phenomenon. *Journal of Advertising Research*, 37(3), 67-74.
- Mela, C. F., Gupta, S., & Lehmann, D. R. (1997). The long-term impact of promotion and advertising on consumer brand choice. *Journal of Marketing research*, 248-261.
- Miller, J. J., McCahon, C. S., & Miller, J. L. (1991). Foodservice forecasting using simple mathematical models. *Hospitality Research Journal*, 15(1), 43-58.
- Mittal, B., & Lee, M. S. (1989). A causal model of consumer involvement. *Journal of economic psychology*, 10(3), 363-389.
- Moore, W. L., & Lehmann, D. R. (1980). Individual differences in search behavior for a nondurable. *Journal of consumer research*, 7(3), 296-307.
- Muehling, D. D., & Laczniak, R. N. (1988). Advertising's immediate and delayed influence on brand attitudes: Considerations across message-involvement levels. *Journal of advertising*, 17(4), 23-34.
- Narayan, P. K. (2004). Fiji's tourism demand: The ARDL approach to cointegration. *Tourism Economics*, 10(2), 193-206.
- Neslin, S. A., & Shoemaker, R. W. (1983). A model for evaluating the profitability of coupon promotions. *Marketing Science*, 2(4), 361-388.
- Neslin, S. A., Henderson, C., & Quelch, J. (1985). Consumer promotions and the acceleration of product purchases. *Marketing science*, 4(2), 147-165.
- Newman, J. (1977). Consumer External Search: Amount and Determinant:

- Consumer and Industrial Behavior. *Arch Woodside, Jadish Sheth and Peter Bennet, New Cork: North-Holland.*
- Niederhoffer, K., Mooth, R., Wiesenfeld, D., & Gordon, J. (2007). The origin and impact of CPG new-product buzz: Emerging trends and implications. *Journal of Advertising Research*, 47(4), 420-426.
- Oh, C., & Sheng, O. (2011, December). Investigating Predictive Power of Stock Micro Blog Sentiment in Forecasting Future Stock Price Directional Movement. In *Icis* (pp. 1-19).
- Olsen, M. D., & Jose, M. L. (1982). Time-series forecasting: a testing of applications to the food-service industry. *International Journal of Hospitality Management*, 1(3), 151-156.
- Pesaran, M. H., & Shin, Y. (1998). An autoregressive distributed-lag modelling approach to cointegration analysis. *Econometric Society Monographs*, 31, 371-413.
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of applied econometrics*, 16(3), 289-326.
- Petty, R. E., Cacioppo, J. T., & Schumann, D. (1983). Central and peripheral routes to advertising effectiveness: The moderating role of involvement. *Journal of consumer research*, 10(2), 135-146.
- Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013). Quantifying Trading Behavior in Financial Markets Using Google Trends. *Scientific Reports*, 3.
- Shimshoni, Y., Efron, N., & Matias, Y. (2009). On the predictability of search trends. *Google Research Blog*.
- Till, B. D., & Busler, M. (1998). Matching products with endorsers: attractiveness versus expertise. *Journal of consumer marketing*, 15(6), 576-586.
- Till, B. D., & Busler, M. (2000). The match-up hypothesis: Physical

- attractiveness, expertise, and the role of fit on brand attitude, purchase intent and brand beliefs. *Journal of advertising*, 29(3), 1-13.
- Winer, R., Deighton, J., Gupta, S., Johnson, E., Mellers, B., Morwitz, V., ... & Sawyer, A. (1997). Choice in computer-mediated environments. *Marketing Letters*, 8(3), 287-296.
- Zaichkowsky, J. L. (1985). Measuring the involvement construct. *Journal of consumer research*, 12(3), 341-352.

ABSTRACT

The effect of fashion brand and brand's advertising model,
search volume and information quantity on sales
: Predictive analysis through ARDL time series model

Seo, Jooyeon

Department of Fashion Industry

The Graduate School

Ewha Womans University

Today, in a face of intense competition, companies are striving to make their images more positive in consumers' perception. Corporate marketing activities play an important role in bringing brand images to consumers living in a flood of infinite information caused by pervasiveness of internet and mobile service. In particular, various marketing activities based on communication with consumers are being developed, and the result of these marketing activities is stored in consumer memories can be recognized differently.

Big Data has attracted attention in the 4th industrial revolution era and is used throughout many companies and academic fields. Recently, massive data analysis such as web search information and social media has become an index that can grasp recent issues and changes in people's interest, and consequently, attempts to read social phenomena and consumption trends are increasing. This is a very important issue in the fashion industry which is subject to rapid changes and trend-sensitivity. However, most fashion companies still make marketing and management decisions only depending on

past sales experiences or empirical thoughts. As the fashion industry is increasingly demanding customer satisfaction and segmentation, a plan must be made to utilize Big Data such as web or social media information.

The purpose of this study is to identify factors influencing sales of fashion brands, and to propose a sales forecasting model that combines company's internal data and external social Big Data. The specific purpose of this study are as follows. First, the effect of web search volume on sales is examined. Second, the effect of blog information on sales is examined. Third, the effect of advertising model on sales is examined. Then finally, a forecast model of fashion brand sales is proposed.

The current study was carried out through time series analysis, which is one of the Big Data analysis methods. Particularly for this study, ARDL(Autoregressive Distributed Lags) model, among others, was used to derive the results. The ARDL model is a time series model proposed by Pesaran & Shin (1999) and Pasaran et al. (2001) and is a forecast time series model in which past values of both dependent and independent variables are simultaneously used as explanatory variables. A domestic casual brand 'A' is selected for analysis. The data used in the analysis consist of 90 weekly data from April 2016 to December 2017, and six variables were used as analysis variables: sales of brand 'A', brand search volume, search volume for brand advertisement model, brand information quantity, information quantity for brand advertisement model, and promotion. Search volume data was collected from Google Trends and Naver Trends, and the information quantity was based on the number of blog posts. The final model was adopted through the following analytical methods: unit root test, autocorrelation test of sales, cross-correlation test of sales and independent variables, ARDL estimation, estimated model evaluation and LM test.

As a result of the analysis, a final model(no constant) with predictive power of 97.8% was derived and it was shown that past value of sales, brand search volume, model information quantity, and promotion are factors affecting sales forecast. An additional analysis on the daily data demonstrated there exists an interval of a few days between, consumers' information search behavior and a purchasing juncture. The search was mostly performed on weekdays, and purchase appeared on weekends, the moment when actual sales are generated.

The results of this study are summarized as follows. First, as a result of the verification of the model, it was found that brand search volume, the amount of advertisement model information, and the promotion are factors affecting the sales forecast, while the amount of brand information and the advertisement model search volume do not have an influence on the sales forecast.

Second, the predictive power of the autoregressive(AR) model of sales, in which the past value of sales is the only independent variable, was 95.8%, and the final ARDL model(no constant) had a predictive power of 97.8%. Although it is possible to make a predict solely based on sales, with other additional factors considered in this study, the model resulted in a higher hit rate, which reduced the error range. Therefore, it is suggested that the factors that are investigated in this research are the factors influencing the actual sales.

Third, the correlation coefficient of promotions turned out to be the highest in the regression equation of the final model. This implies that the elasticity of the price promotion is higher than that of customers' personal interest in the brand or advertisement model.

Lastly, since the current study's model is suitable for short-term forecasting, these variables can be defined as factors that affect short-term sales. Moreover, an additional analysis showed that search volume, information

quantity, and promotions exert influence on sales at intervals of a few days within a week.

The main conclusions and implications of this study are as follows. First, research on existing consumer information search behavior was confined to consumers' cognitive aspects or intentions. However, in this study, by expanding the scope of existing consumer information search behavior to the web search volume, we empirically verified the effect of consumer information search. In addition, confirmed the significant predictive power of blog information especially in the current trend where attention to SNS(Social Network Service) is increasing.

Second, we investigated that consumers' interest in celebrity advertisement models leads to brand interest, which in turn affect sales. This, in line with previous studies, suggests that we should pay close attention to the selection of an advertisement model of a company or a brand.

Lastly, while many industry and academic fields make use of Big Data in their recent studies, the fashion field lacks this line of research. In this scarcity of Big Data research in the fashion field, the current study is meaningful as it has provided a fundamental basis for future studies. In addition, in that this study provides revenue forecasting method by utilizing company's internal data and external social Big Data, this method is expected to better contribute to marketing strategies and organizational decision making processes.

Based on the conclusions of this study, suggestions for follow-up research can be derived as follows. First, as this study focused only on one specific casual brand's sales information, future research will need to study other sorts of the fashion field.

Second, this study analyzed the data of a short period of time because the

analysis period was set based on the duration of the brand advertisement model. Therefore, future studies are expected to conduct long term analyses as well, and draw a comparison between short-term and long-term models and figure out of differences of each advertisement models.

Third, since the analysis in this study was conducted using numerical data of web search volume and that of blog information quantity, there is a limitation in grasping consumers' subtle nuances of emotions. Therefore, in future research, analyses through text-mining should be conducted to analyze specific reviews and emotional information of the public and consumers.

Finally, this study verified the marketing effect from a short-term aspect by using weekly data. It is suggested that future research analyze the long-term aspects with monthly, quarterly, and yearly data. Furthermore, if the analysis is done with daily data and day-of-the-week data, it will be possible to better understand more various trends of consumers.