

소비자 키워드광고 탐색패턴에 나타난 촉진지향성이 온라인 여행상품 구매확률에 미치는 영향*

김현교¹ · 이동일^{2†}

¹세종대학교 유통프랜차이즈 연구소, ²세종대학교 경영학과

The Effect of Deal-Proneness in the Searching Pattern on the Purchase Probability of Customer in Online Travel Services*

Hyun Gyo Kim¹ · Dong Il Lee²

¹Institute of Distribution and Franchise,

²Department. of Business Administration, Sejong University

■ Abstract ■

The recent keyword advertising does not reflect the individual customer searching pattern because it is focused on each keyword at the aggregate level. The purpose of this research is to observe processes of customer searching patterns. To be specific, individual deal-proneness is mainly concerned. This study incorporates location as a control variable. This paper examines the relationship between customers' searching patterns and probability of purchase.

A customer searching session, which is the collection of sequence of keyword queries, is utilized as the unit of analysis. The degree of deal-proneness is measured using customer behavior which is revealed by customer searching keywords in the session. Deal-proneness measuring function calculates the discount of deal prone keyword leverage in accordance with customer searching order. Location searching specificity function is also calculated by the same logic. The analyzed data is narrowed down to the customer query session which has more than two keyword queries. The number of the data is 218,305 by session, which is derived from Internet advertising agency's (COMAS) advertisement managing data and the travel business advertisement revenue data from advertiser's.

As a research result, there are three types of the deal-prone customer. At first, there is an unconditional active deal-proneness customer. It is the customer who has lower deal-proneness which means that he/she utilizes deal-prone keywords in the last phase. He/she starts searching a keyword like general ones and then finally

논문접수일 : 2013년 10월 02일 논문게재확정일 : 2013년 11월 07일

논문수정일(1차 : 2013년 10월 24일)

* 이 논문 또는 저서는 2012년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2012S1A5A2A01020932).

† 교신저자 donlee@sejong.ac.kr

purchased appropriate products by utilizing deal-prone keywords in the last time. Those two types of customers have the similar rates of purchase.

However, the last type of the customer has middle deal-proneness; who utilizes deal-prone keywords in the middle of the process. This type of a customer closely gets into the information by employing deal-prone keywords but he/she could not find out appropriate alternative then would modify other keywords to look for other alternatives. That is the reason why the purchase probability in this case would be decreased Also, this research confirmed that there is a loyalty effect using location searching specificity. The customer who has higher trip loyalty for specificity location responds to selected promotion rather than general promotion. So, this customer has a lower probability to purchase.

Keyword : Keyword Advertising, the Probability of Purchase, Deal-Proneness, Customer Searching Pattern

1. 서론

한국방송광고진흥공사에서 발표한 ‘2012 광고산업통계’에 따르면, 2011년 기준 매체별 취급액 1위가 TV로 약 2조 1,481억 원, 2위가 온라인으로 약 1조 4,336억 원으로 나타났다. 성장률을 살펴보면, 2010년 대비 TV가 약 7%가량 성장한 것에 비해 온라인은 약 62%가 성장하였다. 특히, 온라인광고 시장의 상당부분을 키워드광고가 점유하고 있다. 키워드광고는 로그데이터를 통해 개별 소비자의 탐색과정을 직접적으로 관측할 수 있다는 장점이 있다. 이를 활용하여 소비자의 탐색 패턴에 따른 구매 반응에 대한 이해를 강화할 수 있다. 그러나 키워드광고 연구는 그 시장 규모에 비하여 국내에서 충분히 연구되지 않았다[6]. 국외에서도 키워드광고를 활용한 개별 소비자의 탐색 패턴에 대한 이해는 충분치 않다. 실제로 키워드광고 운영에 있어서 개별 소비자 탐색 과정의 순서 등과 같은 탐색 패턴에 대한 고려의 필요성은 실무적, 이론적 관점에서 지속적으로 제기되어 왔다[21, 47]. 그러나 키워드광고 운영현황은 개별 소비자의 탐색 패턴간의 차이를 고려하기 보다는 개별 키워드에 나타난 소비자 반응 집합을 기준으로 하여 총합적 관점에서 성과를 관리하고 있다. 그 이유는 기존의 키워드광고 운영 매체사(네이버, 다음, 구글 등)들은 개별 소비자의

탐색 과정에 따른 키워드활용(쿼리; query) 내용과 구매전환에 대한 데이터를 공개하지 않고, 대신 키워드별 성과에 대한 주간 집계만을 공개하기 때문이다. 이러한 데이터 접근의 한계 때문에 관련 연구들은 소비자의 탐색 과정에 대하여 제한적인 연구를 수행할 수밖에 없었다[48].

온라인에서 소비자의 촉진반응에 대한 연구는 주요한 이슈로 다루어져 왔다[8]. 특히, 키워드광고에서 촉진반응은 주요한 주제이다. 그 이유는 키워드광고를 운영하는 소매 업체의 상당수가 키워드광고를 활용하여 소비자의 탐색과정에 개입, 직접적인 구매행동을 유도하는데 목적이 있기 때문이다[14, 33]. 이에 따라, 소비자의 탐색 패턴의 특성으로서 소비자의 탐색 세션 내의 촉진지향성(deal-proneness)을 탐색 과정의 관점에서 고려할 필요가 있다.

예를 들어, [그림 1]은 소비자의 탐색 세션(session) 내 탐색 과정의 순서에 따른 소비자의 쿼리(query)의 진행을 예시로 나타낸 것이다. ID1의 경우, ‘오사카여행’ 키워드에서 구매가 발생하였고, ID2에서는 ‘대만할인항공권’ 키워드에서 구매가 발생하였다. 현재의 키워드광고 운영 방식에 따르면, 구매가 발생한 위의 두 개의 키워드만 총합적 관점에서 광고성과가 발생한 것으로 간주한다. 그러므로 해당 키워드의 성과 관리에만 초점을 맞추게 된다. 그러나 이런 관리방법은 개별 소비자가 탐색 과정의 순서에서 보이는 다른

정보들이 모두 간과하게 된다. 예를 들어 ID1의 경우는 탐색의 초기에 ID2의 경우는 탐색의 후기에 ID3와 ID4의 경우는 탐색의 중간에 촉진지향적 (deal-prone) 키워드(땡처리, 썬, 할인 등)가 활용되는 것을 볼 수 있다. 기존의 운영방식은 아래의 예시처럼 촉진지향적 키워드가 탐색 과정의 다른 순서에서 활용되었을 때 미치는 영향이 간과되게 된다. 따라서 개인 소비자가 탐색과정에서 나타내는 촉진지향적 키워드 활용순서에 대한 정보를 활용할 수 있는 방법에 대한 개발이 필요하다.

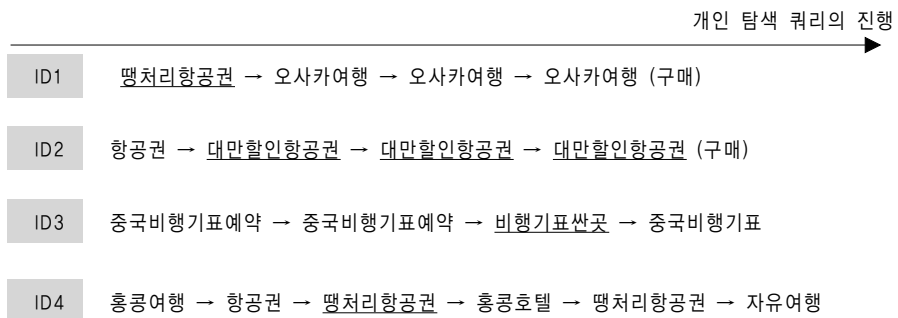
본 연구는 온라인을 통해 여행상품을 판매하는 온라인 여행사로부터 소비자의 키워드광고 탐색과정과 구매여부에 대한 연간 데이터를 제공받아 연구문제에 접근하였다. 개별 소비자의 경우, IP주소에 근거하여 식별하였다. 그리고 기존 문헌을 바탕으로 탐색 세션을 구분하여 탐색과정 단위로서 탐색 세션을 식별하였다. 탐색 세션 안에는 개인 소비자가 키워드광고를 활용하여 탐색하는 일련의 쿼리 과정이 아래의 예시 [그림 1]처럼 탐색순서에 따라 포함된다. 소비자의 촉진지향성은 키워드 클릭 행동을 통해 나타나는 소비자의 외적 촉진지향성(overt deal-proneness)을 촉진키워드의 활용순서에 따라 측정하였다. 또한, 여행 지역에 대한 충성도를 고려하기 위하여 특정 여행 지역에 대한 탐색의 일관성을 측정하였다. 본 연구에서는 이러한 개별 소비자의 탐색과정 순서에 따른 탐색패턴이 구매확률을 설명할 수 있는지 확인하고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 키워드광고 운영 및 연구 현황

기존의 매체광고와 달리 키워드광고는 개별 소비자의 탐색 목적에 맞는 정보를 제공한다는 측면에서 차별적이다. 소비자가 탐색에 활용한 검색 키워드에 따라 그 검색결과가 다르게 나타나 소비자와 관련성이 높은 정보를 제공한다[31]. 광고비 집행은 검색결과에 나타난 링크를 소비자가 클릭할 경우 비용이 발생하는 클릭 당 비용(CPC : Cost per Click)의 종량제 방식이 주로 활용된다. 키워드광고의 운영현황을 살펴보면, 광고 운영자는 자신의 링크를 특정 키워드 검색결과에 노출하고자 한다. 이에 따라 온라인 매체사(구글, 네이버, 다음 등)가 운영하는 포털에 개별 키워드에 대한 입찰을 진행한다. 또한, 입찰 금액의 순위에 따라 해당 검색결과에 노출되는 순위가 결정된다.

종량제적 구조 때문에 키워드광고는 개별 키워드의 집행 비용대비 성과라는 효율성이 주요한 이슈로 제기되어 왔다. 키워드광고 운영상에서 주요한 효율성 지표로 활용되는 지수는 개별 키워드의 노출 수, 노출 순위, 클릭 수, 구매 전환수, 클릭 당 비용(CPC), 노출대비 클릭율(CTR : Click through Rate), 노출대비 전환수(CVI : Conversion pre Impression) 등이다. 위의 변수들을 활용하여 키워드광고의 효율성을 확인하는 연구들의 결과를 살펴보면, 노출



[그림 1] 개인의 탐색 쿼리 예시

순위가 높아질수록 키워드의 클릭 당 비용(CPC), 노출대비 클릭율(CTR), 노출대비 전환수(CVI)가 높아지게 된다[22]. Agarwal et al.[10]의 연구에 따르면, 노출 순위가 낮아질수록 비용대비 수익은 증가하는 것으로 나타났다.

이후 개별 키워드의 효율성 평가 중심의 연구에서 벗어나 소비자의 탐색 문맥 속에서 키워드의 성과를 고려한 연구들이 수행되기 시작하였다. 연구 결과, 총합적인 수준에서 키워드광고와 일반 검색 결과와의 관계[52], 키워드광고 운영에 따른 점포 사이트의 추가 방문 효과[49], 키워드광고 클릭의 누출효과[47] 등에 대한 연구가 수행되었다. 그리고 개인 소비자의 키워드 광고 효율성에 대한 연구도 총합적 관점에서 수행되었다[48]. 자세한 연구의 내용은 아래의 <표 1>과 같다. 이러한 연구들은 소비자의 탐색 문맥을 고려하지 않고, 개별 키워드의 성과만을 가지고 키워드광고의 성과를 평가하는 것이 한계를 가지고 있음을 의미한다.

그러나 소비자의 탐색 문맥을 고려하고자 하였던 위의 연구들은 키워드 단위에서 소비자의 총합적인 반응을 활용하였을 뿐, 개별 소비자 각각의 탐색 패턴을 고려하지는 못하였다. 그 이유는 위에서 언급하였듯이 대부분의 키워드광고 반응 데이터가 총합적 수준에서 키워드 단위로 집계되어 공개되기 때문이다.

2.2 촉진지향성(Deal-Proneness)

2.2.1 촉진지향성의 정의와 측정방법

행동적 관점에서 촉진지향성에 대한 정의는 기

업의 촉진거래 제시에 의하여 반응하는 촉진활동에 대한 소비자의 구매행동 반응 경향성이다[19, 51].

소비자 구매 데이터(scanner data)를 활용한 연구들에서는 행동적 관점의 외적 촉진지향성(overt deal-proneness) 측정이 주로 활용되었다. 이 측정 방법은 크게 두 가지 방법을 활용하는데, 첫째, 개인의 구매에서 촉진 상황의 제품을 구매하는 비율을 측정하는 방법이 있다[27, 12]. 두 번째는 선택 모형을 활용하여 촉진활동 여부가 소비자의 구매에 미치는 영향력을 측정하여 개인의 촉진지향성을 추정하는 방법이다[19, 51, 20]. 구체적으로 살펴보면, Fader and McAlister[19]는 제품 선택에서 소비자의 제품에 대한 선호정도를 제외한 촉진활동에 따른 구매 민감도를 측정, 촉진지향성을 추정하였다. Trivedi[51]는 소비자의 촉진활동 반응모형을 통해 처음에 의도했던 브랜드 선택에서 촉진대상 브랜드로 선택이 옮겨질 확률로 정의하고, 이를 촉진활동 노력, 촉진대상이 된 브랜드의 선호도, 의도했던 브랜드와 촉진대상 브랜드 사이의 관련 선호도로 설명하였다. Gázquez-Abad and Sánchez-Pérez[20]도 해당 촉진활동(전단지, 할인 등)의 실행여부가 소비자 선택에 미치는 파라미터(parameter)를 측정하여 촉진 지향성을 측정하였다.

위의 연구들과 달리 본 연구에서는 개인의 구매 단계가 아닌, 탐색단계에서의 촉진키워드 활용여부를 사용하여 촉진지향성을 측정하였다. 그 이유는 소비자의 촉진반응을 탐색단계에서의 키워드 클릭

<표 1> 기존 키워드광고의 연구 흐름

연구분야	저자	연구내용	제품군
집행 효율성	Ghose and Yang[22]	키워드광고 효율성 지표(CPC, CTR 등)를 활용한 키워드광고 성과에 대한 연구	유통업
	Agarwal, Hosanagar and Smith[10]	노출 순위에 따른 키워드광고의 효율성에 대한 연구	에원용 제품 (음식)
소비자 탐색	Yang and Gosh[52]	키워드광고와 일반 검색(organic search)간의 영향에 대한 연구	유통업
	Rutz et al.[49]	키워드광고를 통한 사이트 추가 방문 효과에 대한 연구	벨소리
	Rutz and Buckin[47]	일반 키워드에서 브랜드명이 포함된 키워드로의 누출(spillover)효과에 대한 연구	숙박시설
	Rutz and Trusov[48]	총합적 관점에서 개인 소비자의 키워드광고 반응에 대한 연구	자동차

행동을 통해 명확히 분류할 수 있기 때문이다.

2.2.4 촉진지향성과 구매성향 간의 관계

촉진지향성과 구매의 관계에 있어서 일반적인 결론은 높은 촉진지향성이 더 높은 구매확률, 구매 비율과 연관된다는 것이다. 단, 촉진지향성의 종류에 따라, 그 반응 행동이 다르게 나타난다. 예를 들어, 능동적 촉진지향성 소비자의 경우 프로모션 상황을 능동적으로 찾아서 반응하는 소비자로서 프로모션 상황에 따라 구매 브랜드를 변경한다. 반면, 수동적 촉진지향성의 경우 능동적으로 프로모션 상황을 탐색하기 보다는, 점포 내 프로모션에 수동적으로 반응하여 제품을 구매한다[50]. 그 외에도 좋은 품질의 제품을 낮은 가격에 구매하는 (1) HILO (High Low Prices)-prone, 항상 낮은 가격의 제품만을 찾아서 구매하는 (2) EDLP(Every Day Low Price)-prone, (3) 비촉진경향(non-deal-prone)으로 촉진지향성을 분류하여 소비자의 점포사용 행동과 촉진지향성간의 관계를 확인한 연구도 있다[46]. 이 연구에 따르면, HILO-prone 소비자는 HILO 매장을 더 자주 선호하며, EDLP-prone 소비자는 EDLP 매장을 더 선호한다. 비 촉진경향 소비자는 HILO-prone 소비자와 유사한 성향을 가지고 있다. 이처럼 연구의 특성에 따라, 촉진지향성과 구매행동 간의 관계가 조금씩 다르게 나타난다. 그러나 일단 촉진지향성을 정의하면 이를 바탕으로 시장을 세분화하여 접근하는 것이 효과적이라고 할 수 있다[37].

소비자의 촉진지향성에는 상황적 영향이 존재할 수 있다. Schneider and Currim[50]에 따르면, 능동적, 수동적 촉진지향성 소비자들이 상황에 따라 다른 촉진지향성을 나타냈다. 예를 들어 능동적 촉진경향 소비자의 경우에도 쇼핑을 하기 전 상황에서는 능동적으로 프로모션 거래를 찾지 않는 수동적 촉진지향 소비자의 특성을 나타낼 수 있다.

2.2.5 촉진지향성과 상품 충성도 간의 관계

기존 연구에서는 개인의 촉진지향성과 브랜드의 충성도는 부정적인 관계를 가지고 있는 것으로 나

타났다[14, 41]. 몇몇 연구에서는 충성도가 있는 소비자도 제품의 저장 등을 위해 프로모션을 활용할 수 있다고 하였지만, 이는 생활용품과 같은 구매빈도가 높은 제품을 대상으로 연구를 수행했을 경우이다[27, 20]. 반면, 본 연구의 대상 제품은 구매제품을 저장하거나 자주 사용 할 수 없는 여행상품이기 때문에 소비자의 충성도를 고려할 필요가 있다. 이에 따라 본 연구에서는 특정 여행지역에 대한 탐색 특정성을 여행지역 카테고리 상품에 대한 충성도로 고려, 통제변수로 활용하였다.

2.2.6 촉진지향성 소비자의 인구 통계적 특성

촉진지향성 소비자의 인구 통계적 특성에 대해서는 비교적 일관된 연구가 이루어지고 있지 않다 [5]. 구체적으로 살펴보면, Levedahl[36]는 높은 수입과 교육수준을 가진 가정은 높은 가격 브랜드의 쿠폰을 사용하는 경향이 있다고 하였다. 그 이유는 촉진활동의 경우, 해당 카테고리의 비교적 비싼 제품을 중심으로 일어나고, 이러한 제품에 대한 접근성은 수익이 높은 가정의 경우가 일반적으로 더 높기 때문이다. 김동훈 등[2]의 연구에서도 가정의 수입수준이나 소비지출 수준이 높으면 촉진지향성이 높게 나타났다. 김주리, 김영신[4]도 주부를 대상으로 한 연구에서 소득이 높고, 젊을수록 쿠폰을 사용할 가능성이 높았다. Bawa and Shoemaker[12]의 연구에서도 쿠폰사용자는 젊고, 교육수준이 높으며, 주로 도시에 거주하는 것으로 나타났다. Kwon and Kwon[35]의 연구에서는 교육수준과 수입이 쿠폰과 리베이트의 이용에 긍정적인 영향을 미치지만, 성별은 그 차이가 유의미하지 않았다. 위의 연구들의 결과와 달리, Narasimhan[44]의 연구에 따르면, 소득수준과 촉진지향성 간의 관계에 대하여 제품마다 유의성이나, 방향은 다를 수 있지만 전반적으로 쿠폰사용 소비자는 중간수준의 수입을 가지고 있는 것으로 나타났다. 김용준, 박대현[3]의 연구에서는 소득이 상대적으로 낮은 집단이 할인에 민감하게 반응 하였다. 그리고 가구자원적 변수(주택형태, 자동차 보유 등)에 따른 차이는 존재하지 않았다.

Carpenter and Moore[18]는 소비자의 비금전적 촉진활동 이용과 인구통계 특성간의 관계에 대한 연구를 수행하였는데, 매장 내 이벤트 등과 같은 비금전적 촉진 활동에서는 성별에 따른 차이가 존재하지 않지만, 선물 등과 같은 일부 종류의 촉진 활동에서는 여성이 더 이용하는 경향이 있었다. 그리고 교육수준과 수입의 경우는 촉진활동의 이용과 관계가 없었다.

소비자의 촉진지향성과 인구통계적 특성간의 관계가 지속적인 관심의 대상이 된 이유는 인구통계적 특성을 통해 소비자의 촉진지향성에 대한 분류가 가능하다면, 이를 기업의 마케팅활동에 효율적으로 적용할 수 있기 때문이다. 하지만 Pechtl[46]에 따르면 인구통계적 특성을 활용한 소비자의 촉진지향성 분류 예측력은 낮게 나타났다. 국내 연구에서도 주부의 연령, 직업, 소득 등을 활용하여 쿠폰사용경험에 대한 로지스틱 분석을 수행하였는데, 예측 성공률이 45.5%에 불과했다[4]. 이는 소비자의 인구통계적 특성에 따른 촉진반응의 차이가 나타날 수는 있지만, 기업이 이 정보를 활용하여 전략을 세우는 것은 효율적이지 않음을 의미한다. 뿐만 아니라, 키워드광고 상황에서 소비자의 인구통계적 특성을 기업의 마케팅활동에 활용하기는 매우 어렵다. 일반적으로 소비자가 회원가입 등 해당 점포와 관계를 갖기 이전 단계에서 키워드광고를 활용한 탐색이 이루어지기 때문이다. 실제로 이전 키워드광고 연구에서 키워드광고를 통해 향후 온라인 점포의 방문이 이루어짐을 확인할 수 있다[49]. 이러한 이유들 때문에 인구통계적 특성은 본 연구에서 별도로 고려하지 않았다.

2.3 연구가설

2.3.1 촉진지향성과 구매선택

소비자가 능동적으로 할인 정보를 찾아간다는 관점에서 키워드광고에서의 촉진지향적 키워드를 활용하는 소비자는 능동적 촉진지향 소비자라고 할 수 있다[50]. 앞서 살펴보았듯이, 소비자의 촉진지

향성은 상황에 따라 다르게 나타난다[50]. 능동적 촉진지향적 소비자라도 구매 의사결정에 근접하지 않으면 수동적 촉진지향성 소비자의 특성을 보인다. 이를 키워드광고 상황에 비추어 보면, 구매 의사결정에 근접하지 않은 소비자는 능동적으로 촉진지향적 키워드를 활용하여 탐색하기 보다는 일반적인 키워드를 활용하여 수동적으로 촉진활동에 반응할 것이다. 하지만, 탐색의 후반에 구매의사결정을 내리고자 하면, 능동적 촉진지향적 소비자로서 특징을 나타내며 적극적으로 촉진지향적 키워드를 활용할 것이다. 즉, 키워드광고를 통해 세션 내 구매선택을 하는 능동적 촉진지향적 소비자는 탐색의 초기와 후기에 촉진지향적 키워드를 활용하는 두 가지 패턴을 나타낼 것이다. 기존 연구에 따르면, 촉진활동은 즉각적인 구매활동을 이끌어 낸다[14]. 탐색의 중간에 촉진지향적 키워드를 활용하였다는 것은 촉진지향적 키워드의 활용이 구매로 연결되지 않고, 다시 지속적으로 탐색이 이루어졌음을 의미한다. 이 경우, 탐색 중(on-going) 소비자로서, 구매보다는 미래의 사용을 위해 제품에 대한 지식을 쌓을 것이다 [28, 32]. 본 연구에서 촉진지향성은 촉진지향적 키워드의 활용시점이 뒤로 갈수록 더 높은 값을 갖게 된다. 이에 따라 다음과 같은 가설을 수립할 수 있다.

가설 1 : 개인 세션 내 촉진지향성의 증가에 따른 구매선택확률의 증가는 ‘U자형’으로 나타날 것이다.

2.3.2 소비자 지역탐색 특정성과 구매선택

행동적 관점에서 소비자의 충성도를 설명하는 것은 기존의 오프라인 매장 상황 뿐 아니라, 온라인 상황에서도 유용하게 활용되어 왔다[24, 43, 54]. Guadagni and little[24]의 연구에 따르면 브랜드 뿐 아니라 제품의 사이즈와 같은 상품의 특성을 나타내는 상품 카테고리 역시 같은 맥락에서 충성도를 측정할 수 있다. 이를 본 연구의 상황에 빚대어 보면, 여행상품 탐색 상황에서 소비자가 한 지역에 대해서만 지속적으로 탐색을 강화해 나간다면, 특

정 지역의 여행상품 카테고리에 대한 충성도가 나타난다고 할 수 있다. 그러므로 소비자가 촉진지향적 키워드를 활용하였을 때, 제시되는 여행상품의 지역에 대한 촉진활동이 충성도가 낮은 지역일 때보다는 충성도가 높은 지역일 때 선택적으로 반응할 것이다. 이에 따라 일반적으로 세션 내 구매로 연결될 가능성이 낮아질 것이다. 그러므로 다음과 같은 가설을 수립할 수 있다.

가설 2 : 개인 세션 내 지역탐색 특정성의 증가할수록 구매선택확률은 감소하게 될 것이다.

2.3.3 소비자의 탐색 클릭 수와 구매선택

기존 온라인에서의 탐색행동에 관한 연구를 살펴보면, 직접적인 구매를 추구하는 소비자의 탐색 페이지 수가 단순히 제품지식을 형성하는 소비자보다 더 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다[42]. 기존의 키워드광고 현황을 살펴보면, 단순 노출이 아닌 키워드광고의 클릭을 통한 인지도 향상이 소비자의 제품 인지도 및 제품지식을 향상 시키는 누출 효과(spillover effect)를 일으켜 특정 브랜드의 구매로 연결될 수 있다[47]. 뿐만 아니라, 개인의 배너광고를 통한 구매행동에 관한 연구를 살펴보면, 개인의 탐색 웹사이트나 웹페이지 수가 반복 구매 확률과 양의 관계를 나타낸다고 하였다[40]. 이에 따라 다음과 같은 가설을 수립할 수 있다.

가설 3 : 개인 세션 내 탐색 클릭 수가 증가할수록 구매선택 확률이 증가할 것이다.

2.3.4 소비자 탐색 클릭 수의 매개효과

위의 가설 1에 따르면, 구매에 근접한 소비자는 촉진지향적 키워드를 세션 내 탐색의 초기와 후기에 활용하는 두 가지 패턴을 가지고 있고, 탐색이 진행 중인 소비자는 촉진지향적 키워드를 세션 내 탐색의 중간에 활용하는 패턴을 가지고 있다. 그리고 본 연구는 촉진지향적 키워드의 활용 순서가 뒤로 갈수록 높은 촉진지향성을 갖게 된다. 이에 따라,

촉진지향성이 낮거나 높은 구매이전 소비자가 촉진지향적 키워드를 중간에 활용하는 탐색 진행 중 소비자보다 더 많은 탐색 클릭 수를 나타낼 것이다, 그 이유는 직접적인 구매를 추구하는 소비자의 탐색 페이지 수가 단순히 제품지식을 형성하는 소비자보다 더 높게 나타나기 때문이다[42].

같은 관점에서 지역탐색 특정성이 높은 소비자는 정보획득의 목적이 더 높기 때문에 가설 2에 나타나듯이 상대적으로 구매에 근접한 지역탐색 특정성이 낮은 소비자의 탐색 클릭 수가 더 높게 나타날 것이다[42]. 그러므로 촉진지향성 및 지역탐색 특정성이 구매로 연결되는데 있어서 탐색 클릭 수의 매개 효과가 존재할 수 있다.

가설 4-1 : 개인 세션 내 촉진지향성이 구매선택 확률에 미치는 영향을 탐색 클릭 수가 매개할 것이다.

가설 4-2 : 개인 세션 내 지역탐색 특정성이 구매선택확률에 미치는 영향을 탐색 클릭 수가 매개할 것이다.

3. 연구 방법

3.1 데이터의 구성

본 연구에서는 온라인 키워드광고 대행사인 코마스(COMAS)가 2011년 한 해 동안 온라인 여행제품 판매 회사인 A사로부터 소비자의 구매 정보를 받고, 매체사(네이버, 다음, 구글, 오버츄어)로부터는 소비자의 키워드광고 클릭 데이터를 제공받아 IP주소를 기준으로 통합한 데이터를 활용하였다. 이 중 합리적으로 설명되지 않은 클릭을 제외(CTR이 100%를 넘음 등)한 데이터만 분석에서 고려하였다. 전체 데이터는 클릭 기준 1,908,128건 이었다. 연구 데이터는 소비자가 검색창에서 검색어를 입력하는 쿼리가 아닌, 소비자가 검색 후 나타난 검색결과를 바탕으로 직접 해당 링크를 클릭한 데이터로 이루어져 있다. 이러한 클릭스트림 데이터는 온라인에서의 소비자행동을 확인하는데 유용하게 활용된다[7]. 클릭 기준 데이터의 특성은 다음과 같다.

〈표 2〉 클릭 기준 데이터의 기술통계량

n = 1,908,128	Mean	Min.	Max
CPC(Cost per Click) (단위 : 원)	536.7	4.0	30040.0
CTR(Click through Rate)	9.21%	0.01%	100%

전체 데이터를 바탕으로 연구의 목적에 적합한 데이터를 선별하는 과정을 거쳤다. 먼저, 소비자의 탐색패턴을 확인하기 위해 개별 소비자의 탐색 단위를 분류할 필요가 있다. 이를 위해 IP주소를 기반으로 클릭간의 시간차이를 활용하여 소비자 탐색 세션(session)을 구분하였다. 둘째로, 탐색패턴을 확인하기 위해 두 번 이상의 클릭이 포함된 세션만을 선별하는 작업을 수행하였다. 마지막으로 소비자 탐색패턴의 유형을 확인하기 위하여 소비자가 활용한 키워드(클릭)에서 나타난 키워드의 의미적 특성을 구분하였다. 이를 위해 소비자 조사를 통해 촉진지향적 키워드를 분류하였다. 또한, 키워드에 나타난 지역명을 활용하여 지역탐색 키워드를 분류하였다. 구체적인 데이터 선별방법은 아래와 같다.

3.2 세션(session)의 구성

기존 연구에 따르면 IP주소는 온라인에서 개인을 구분하는데 유용하게 활용될 수 있다[17]. 이때, IP 기준으로 같은 IP 내 같은 시간에 동일한 키워드가 동시에 클릭 일어나는 등 합리적으로 설명되지 않는 클릭은 제외하였다. IP주소를 기준으로 한 데이터의 구체적인 특성은 다음 <표 3>과 같다. 클릭 수가 최대 677회에 이르는 이유는 본 데이터가 1년 치 클릭 데이터를 다 포함하고 있기 때문이다.

〈표 3〉 IP주소 별 데이터의 기술통계량

n = 1,086,139	Mean	Min.	Max
IP주소별 클릭 수	1.757	1.000	677
IP주소별 평균CPC (단위 : 원)	528.6	4.0	30044.0
IP주소별 평균CTR	0.89%	0.01%	100%

IP주소의 특성상, 유동 IP주소가 존재할 수 있다. 그리고 위에서 확인할 수 있듯이 1년 데이터의 특성상 동일 IP주소 내에 중복 탐색 활동이 과도하게 많거나, 그 격차가 넓어지는 현상 등이 나타날 수 있다. 본 연구에서는 IP주소를 기반으로 소비자의 탐색 세션을 분류하여 분석에 활용하였다. 세션이란 개인이 특정 사이트에 들어와서 떠날 때까지 행동들의 집합이라고 할 수 있다[13]. 과거 온라인 구매활동에 관한 연구에서는 세션의 기준에 대해서 30분 동안 소비자의 활동이 나타나지 않으면, 세션이 종료된 것으로 간주하고, 이에 따라 세션을 분류하였다[16, 39]. 그러나 단순히 30분을 적용하여 세션을 나누는 것은 사이트나 페이지의 특성을 고려하지 못하기 때문에 정확한 세션을 정의하는데 있어서 한계가 있다[30]. 이에 따라 본 연구에서도 데이터의 특성을 고려하여 세션을 정의하였다. 이를 위해 극단 값을 제외한 전체 데이터의 동일 IP 내 클릭 간 길이의 80%를 포함하는 데이터를 확인하였다. 이 중 중앙값인 5.36시간을 세션을 나누는 기준으로 활용하였다. 중앙값을 활용한 이유는 데이터의 특성상 전체적인 분포가 한쪽으로 치우쳐 있기 때문에 평균값이 과도하게 높게 나타나는 경우가 있기 때문이다. 같은 이유 때문에 기존 연구에서도 중앙값을 세션을 나누는 기준 중 하나로 활용해 왔다 [30, 45]. 데이터의 절단에 의한 분석 오류를 피하기 위해 2011년 1월 1일 0시, 12월 31일 0시 기준으로 세션의 분류 길이(5.36시간)에 포함되는 클릭 기록을 가진 세션은 분석에서 제외하였다. 이에 따라 분류된 세션기준 데이터의 특성은 다음 <표 4>와 같다.

〈표 4〉 세션별 데이터의 기술통계량

n = 1,616,108	Mean	Min.	Max
세션별 클릭 수	1.181	1	25
세션별 평균CPC(원)	536.7	4	30044
세션별 평균CTR	9.13%	0.01%	100%

이 중 소비자의 탐색패턴을 관찰할 수 있는 세션별 클릭이 2건 이상인 경우만 본 연구의 분석에 활용하였다. 이에 따라 분석에 활용된 데이터는 세션기준 218,305

건, 이 중 구매 비율은 7.41%로 나타났다. 분석에 활용된 데이터의 기술통계량은 다음<표 5>와 같다.

<표 5> 분석 데이터의 기술통계량

n = 218,305	Mean	Min.	Max
세션별 클릭 수	2.3360	2	25
세션별 평균CPC(원)	535.90	5.00	8030.00
세션별 평균CTR	9.61%	0.01%	100.00%
세션별 같은 IP 내 이전 구매 횟수	0.1583	0	24

3.3 촉진지향적 키워드의 선별

3명의 코더(경영대학원생 1명, 경영대 학부생 1명, 前 키워드광고 관리자 1명)를 활용하여, 분석 데이터를 바탕으로, 데이터에 등장하는 7,657개의 키워드에 대하여 촉진지향적 키워드로서 적합성을 평가하는 작업을 수행하였다. 이 때 코더간(inter-coder) 타당성 점검을 수행하기 위해 Krippendorff's α 값을 확인하였다. 타당성을 측정하는 α 는 기본적으로 다음의 함수를 따른다[31].

$$\alpha = 1 - (D_o/D_e)$$

where,

D_o = 관찰된 비동의성(disagreement) 측정

D_e = 가능한 비동의성의 측정

본 연구에서 활용된 코더가 2명이상이고, 명목척도(적합하다 = 1, 적합하지 않다 = 0)을 활용하였다. 이에 따라 다음과 같이 각 응답대상(키워드)의 동시발생에 대한 행렬을 나타낼 수 있다[34].

응답 대상	1	k	v	
1	o_{11}	o_{1k}	o_{1v}	n_1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
c	o_{c1}	o_{ck}	o_{cv}	$n_c = \sum_k o_{ck}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
v	o_{v1}	o_{vk}	o_{vv}	n_v
n1	n_k	n_k		$n = \sum_c \sum_k n_{ck}$

where,

$$o_{ck} = \sum_u (\text{전체 응답대상에서 } c-k \text{ 조합의 수}) / (m_u - 1)$$

m_u = 각 응답대상의 응답자 수

이를 바탕으로 다음의 식을 활용하여 응답자간의 타당성을 확인할 수 있다[34].

$$\alpha = 1 - (D_o/D_e) = 1 - (n - 1)(n - \sum_c o_{cc}) / (n^2 - \sum_c n_c^2)$$

이 방법은 다음의 다섯 가지 관점에서 본 연구에 유용하게 활용할 수 있다. 첫째, 코더의 수에 다른 왜곡을 제외할 수 있다. 둘째, 응답자의 응답분포에 기반하고 있기 때문에 응답범위(scale) 등에 따른 왜곡을 제외할 수 있다. 셋째, 0부터 1사이의 값을 통해 타당성을 나타낼 수 있다. 넷째, 응답 방식(명목, 순서, 비율 등)에 상관없이 적용할 수 있다. 마지막으로 근사치 가정을 피하는 대신에 주어진 타당성 데이터를 바탕으로 α 값 분포의 부트스트랩(bootstrap)을 시행한다[26]. 분석 결과 α 값은 0.8716 분포는 95% 기준 0.7719~0.9585으로 나타났다.

이 중 2명 이상의 코더가 적합하다고 표기한 키워드를 가지고, 공통적으로 등장하는 문구를 분류하였다. 예를 들어, 코더가 ‘땡처리일본항공권’과 ‘땡처리호텔’을 촉진지향적 키워드로 분류하였을 경우, ‘땡처리’를 촉진지향적 키워드를 구성하는 문구로 고려하였다. 이를 바탕으로 온라인상에서 소비자 인지조사를 수행하였다. 총 56명의 응답을 수집하였고, 적합성이 평균적으로 보통 이상(4점 이상)으로 평가된 단어가 들어간 문구를 선택하였다. 결과적으로 ‘저렴한’, ‘조기예약’, ‘최저’, ‘특가’, ‘저가’, ‘특별항공권’, ‘할인’, ‘쿠폰’, ‘반값’, ‘이벤트’, ‘학생비행기표’, ‘알뜰’, ‘싸게’, ‘공동구매’, ‘싼’, ‘땡처리’가 포함되는 1,402개의 키워드가 선택되었다.

3.4 촉진지향성의 측정

위의 결과를 바탕으로 다음의 함수를 따라, 탐색 클릭의 증가에 따른 개인의 촉진지향성을 측정 하

었다. 본 연구에서는 Guadagni and Little[21]이 행동적 충성도를 측정하였을 때 활용한 접근법을 적용하고자 한다. 이러한 개인수준의 지수를 측정하여 연구에 적용하는 것은 충성도와 관련된 연구들 뿐 아니라 온라인상에서 eWOM의 다양성 측정 등 다른 분야에서도 활용되어 왔다[23].

$$DP_s(n) = \alpha_D * DP_s(n-1) + (1 - \alpha_D) * PreDP_s$$

Where,

n = 세션 내 클릭 순서

$DP_s(n)$ = 세션 내 n 번째 클릭의 촉진지향성

α_D = 촉진지향성의 평탄화 파라미터(smoothing parameter)

$PreDP_s$ = 세션 내 $n-1$ 번째 클릭이 촉진지향적 키워드였을 경우 = 1, 아니면 = 0

위의 함수에 따르면, 소비자의 세션 내 촉진지향성은 0부터 1까지의 값을 갖게 된다. 이를 구체적으로 살펴보면, 현재시점을 n 번째 클릭으로 볼 때, $n-1$ 번째 클릭에 이어서 촉진지향적 키워드를 활용하게 되면, 촉진지향성이 계속해서 증가하게 된다. 반면, n 번째 클릭에 연속하여 촉진지향적 키워드를 활용하지 않으면, 평탄화 파라미터에 따라 촉진지향성이 감소되게 된다. 즉, 소비자가 같은 수의 촉진지향적 키워드를 활용했다라도 그 클릭의 순서에 따라 다른 값을 갖게 된다. 예를 들어, 탐색의 후기에 촉진지향적 키워드를 활용하면 더 높은 값을 갖게 된다. 이를 통해 탐색 세션 내 촉진지향적 키워드 활용시점이 초기, 중기 혹은 후기인지 확인할 수 있다. 세션 내 촉진지향성이 0인 경우는 촉진지향적 키워드를 한 번도 활용하지 않은 소비자이다. 반면, 탐색세션 전체에 걸쳐 촉진지향적 키워드를 활용한 경우 1의 값을 갖게 된다. 또한, 이러한 측정방법은 촉진지향적 키워드활용의 연속적 패턴을 고려할 수 있다. 예를 들어, 총 10개의 클릭이 일어났을 경우, 1, 2번 클릭에 연속적으로 일어난 경우와 촉진키워드가 1, 3번에 단속적으로 나타난 경우 둘 다 탐색의

초기에 촉진키워드를 활용하였다고 할 수 있다. 하지만 연속성 패턴에는 분명한 차이가 있다. 위의 함수에 따르면, 전자(초기에 연속 클릭)보다 후자(초기에 단속적으로 클릭)의 경우 더 낮은 값을 갖는다. 이에 따라 보다 명확하게 촉진지향적 키워드의 활용순서를 고려할 수 있다.

이를 본 연구 가설에 비추어 보면, 능동적 촉진지향 소비자는 탐색의 시작점에서 촉진지향적 키워드를 활용할 것이다. 이에 따라 낮은 촉진지향성 지수를 갖게 될 것이다. 구매 상황에 따라 반응하는 능동적 촉진지향 소비자는 구매에 근접한 탐색 후기에 촉진지향적 키워드를 활용할 것이다. 이에 따라 상대적으로 높은 촉진지향성 지수를 갖게 될 것이다. 반면, 탐색의 중반에 촉진지향적 키워드를 활용한 소비자는 촉진지향적 키워드의 활용이후 촉진지향성 지수가 하락하기 때문에 중간수준의 값을 갖게 될 것이다. 이를 예시로 나타내면 아래 <표 6>과 같다. 세션 1, 2, 3 모두 10번의 클릭 중 5번의 촉진지향적 키워드를 활용하였지만, 그 활용 순서가 늦어짐에 따라, 최종적으로 높은 값을 갖는 것을 확인할 수 있다.

<표 6> 세션 내 촉진지향성 측정 예시

(촉진키워드 : 1, 일반키워드 : 0) / $\alpha_D = 0.1804437$

	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th	7th	8th	9th	10th
세션 1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
촉진지향성	0.000	0.820	0.967	0.994	0.999	1.000	0.180	0.033	0.006	0.001
세션 2	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
촉진지향성	0.000	0.000	0.000	0.820	0.967	0.994	0.999	1.000	0.180	0.033
세션 3	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0
촉진지향성	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.820	0.967	0.994	0.999	1.000

전체 세션의 개인 세션별 촉진지향성의 기술통계량은 다음의 <표 7>과 같다.

<표 7> 개인 세션별 촉진지향성의 기술통계량

n = 218,305	Mean	Min.	Max
촉진지향성	0.1682	0	1

3.5 지역탐색 특정성의 측정

기본적으로 국가를 기준으로 키워드를 분류하였다. 이에 따라, 다른 국가를 탐색 하게 되면, 탐색 특정성이 하락하는 지표를 구성하였다. 구체적으로 살펴보면, 지역 클릭의 90%를 차지하는 국가 혹은 도시의 경우(일본, 홍콩, 광 등), 각각의 국가 혹은 도시지역을 하나의 지역탐색으로 고려하였으며, 나머지 10%는 지역군(유럽, 동남아 등)을 하나의 지역탐색으로 고려하였다.

위의 결과를 바탕으로 다음의 함수를 따라, 탐색 클릭의 증가에 따른 개인의 지역탐색 특정성, 다시 말해 지역 탐색의 행동적 충성도를 측정하였다. 측정 방법은 위에서 언급한 축진지향성의 측정 방법을 동일하게 적용하였다.

$$LS_s(n) = \alpha_L * LS_s(n-1) + (1 - \alpha_L) * PreLS_s$$

Where,

- $LS_s(n)$ = 세션 내 n번째 클릭의 지역탐색 특정성
- α_L = 지역탐색 특정성의 평탄화 파라미터
- $PreLS_s$ = 세션 내 n-1번째 클릭이 지역탐색이 특정한 경우 = 1, 변화한 경우 = 0

위의 함수에 따라, 소비자의 세션 내 지역탐색 특정성은 0부터 1까지의 값을 갖게 된다. 지속적으로 한 지역에 대한 탐색을 유지할 경우, 지역탐색 특정성은 계속해서 증가하게 되고, 탐색을 유지하지 못할 경우, 지역탐색 특정성은 감소하게 된다.

이를 본 연구 상황에 비추어 보면, 소비자가 한 지역에 대해서만 지속적으로 탐색을 강화해 나간다는 것은 특정 지역으로의 여행상품 카테고리에 대한 충성도가 높게 나타남을 의미한다. 전체 세션의 개인 세션별 지역탐색 특정성의 기술통계량은 다음의 <표 8>과 같다.

<표 8> 개인 세션별 지역탐색 특정성의 기술통계량

n = 218,305	Mean	Min.	Max
지역탐색특정성	0.4471	0	1

3.6 평탄화 파라미터(smoothing parameter)의 추정

소비자가 축진지향적 키워드, 특정 지역 탐색 키워드를 활용한 후 개인 세션 내 탐색 클릭의 증가에 따른 지수 감소를 추정하기 위해서는 평탄화 파라미터를 확인할 필요가 있다. 이를 위해 각 n번째 축진지향적 키워드 클릭에서 다음 번 클릭(n+1)에서도 축진지향적 키워드가 연속적으로 선택되는 선택확률의 상대적 추정(estimation)값을 활용하여, 평탄화 파라미터를 확인하였다. 예를 들어, 총 10번의 클릭 중 1, 5, 8번째에서 축진지향적 키워드 클릭이 발생하였다면, 각각의 키워드를 1, 2, 3번째 축진지향적 키워드로 코딩하였다. 이를 바탕으로, 1번째 축진키워드가 클릭된 이후 세션 내 다음번 클릭에서 클릭이 발생했을 때, 연속해서 축진키워드가 선택되는 경우를 선택모형을 통해 추론하였다. 전체 세션 내에서 축진지향적 키워드의 클릭 순서가 영향을 미칠 수 있기 때문에 통제변수로서 n번째 축진 키워드의 전체 세션 내 클릭 순서와 키워드의 속성(CPC, CTR)을 고려하였다. 같은 방법으로 지역 탐색의 특정성 평탄화 파라미터 역시 확인하였다.

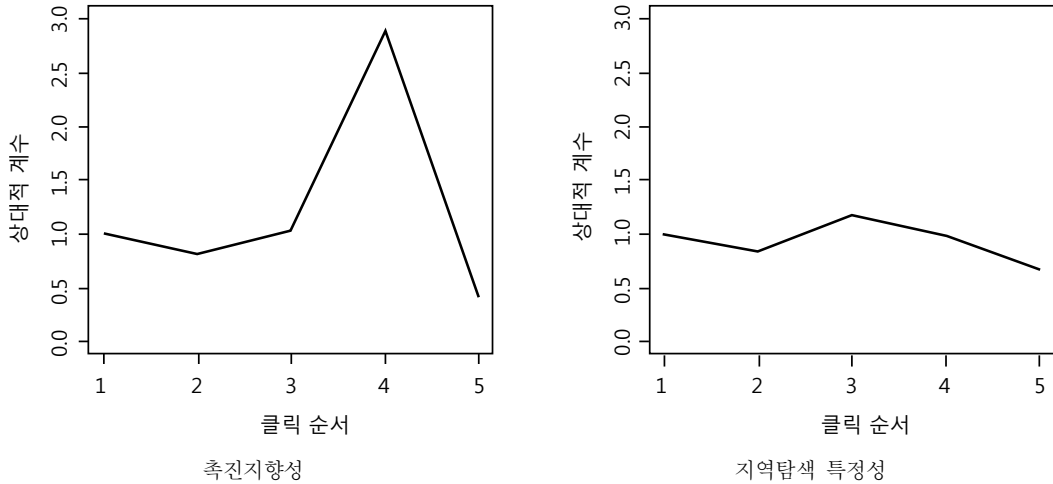
아래 [그림 2]에서 보이듯이 축진지향적 키워드 클릭의 평탄화 파라미터의 경우, 상승과 하락이라는 트렌드가 확인됨에 따라, 이를 고려하여 Holt 지수 평탄화 파라미터값(Holt exponential smoothing parameter)을 구하였고, 지역탐색 특정성 키워드 클릭의 평탄화 파라미터는 명백한 트렌드가 존재하지 않았기 때문에 일반 지수 평탄화 파라미터값(simple exponential smoothing parameter)를 구하였다. 해당 파라미터값을 구하는 방법은 다음과 같다[12].

$$S_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) S_{t-1}$$

$$\hat{X}_t(m) = S_t$$

where,

S_t = 실제 관찰값 X_t 를 계산 했을 때, 시계열의 평탄화 수준, 또한, t기의 기대값



[그림 2] 평탄화 파라미터 추정

X_t = t기에 실제 관찰값
 α = 평탄화 파라미터
 $\hat{X}_t(m)$ = m기의 추정값

트렌드가 포함된 경우는 다음과 같은 방법을 활용한다[26].

$$S_t = \alpha X_t + (1-\alpha)(S_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma)T_{t-1}$$

$$\hat{X}_t(m) = S_t + mT_t$$

where,

γ = 트렌드의 평탄화 파라미터
 T_t = t기의 마지막에 평탄화되어 추가된 트렌드

이에 따라, 추진지향성의 α 값은 0.1804437, 지역 일관성의 α 값은 0.9026771을 활용하였다.

3.7 연구모형

위의 가설을 확인하기 위해 두 가지 모형을 수립하였다. 첫 번째로, 추진지향성과 지역탐색 특성성이 탐색 클릭 수에 미치는 영향을 확인하였다. 두 번째로, 추진지향성과 지역탐색 특성성, 탐색 클릭

수가 구매선택에 미치는 영향에 대하여 확인하였다. 구매선택과 탐색 클릭 수에 영향을 미칠 수 있는 통제변수로서 각 세션의 평균 CPC, CTR을 활용하였다[22, 47]. 여행제품의 특성상 계절 요인 역시 통제변수로서 고려하였다. 그리고 세션간의 영향을 통제하기 위해 같은 IP주소 내 이전 구매 수를 통제변수로 고려하였다. 구체적인 변수의 조작적 정의는 아래의 <표 9>와 같다.

<표 9> 변수의 조작적 정의

변수	조작적 정의
추진지향성	세션별 추진지향적 키워드의 활용 순서(높을수록 탐색 후반기에 활용) 단, 추진지향적 키워드를 한번도 활용하지 않았을 경우 0, 탐색 세션 전체에 걸쳐 활용했을 경우 1
추진지향성 ²	추진지향성 지수의 제곱항
지역탐색 특성성	세션별 특정 지역에 대한 탐색 충성도
ln(CPC 평균)	세션별 활용된 키워드의 log(CPC 평균)
CTR	세션별 활용된 키워드의 CTR 평균
같은 IP내 이전 구매 회 수	세션별 같은 IP 내 이전 세션에서의 구매 회수
클릭 수	세션별 소비자가 활용한 클릭 수
봄, 여름, 가을	세션별 마지막 키워드를 기준으로 한 계절 특성
구매여부	세션별 구매 여부(구매 = 1, 비구매 = 0)

촉진지향성과 지역탐색 특정성이 탐색 클릭 수에 미치는 영향에 대한 연구모형은 아래와 같다. 분석 데이터의 특성이 횡수 데이터(count data)이기 때문에, 일반 회귀모형이 아닌 포아송(Poisson) 분포를 활용한 회귀모형을 활용하였다[55]. 과산분포 데이터가 아니기 때문에(평균 : 2.34, 분포 : 0.65) NBD (Negative Binomial Distribution)모형은 고려하지 않았다.

$$f(Click_s) = \exp(-\lambda_s) \lambda_s^{Click_s} / Click_s!$$

$$Click_s = \exp(DP_s + DP_s^2 + LS_s + \ln(CPC)_s + CTR_s + Pre_s + Spr_s + Smr_s + Aut_s) + \epsilon_s$$

where,

- $Click_s$ = 개인 세션의 탐색 클릭 수
- DP_s = 개인 세션의 촉진지향성
- LS_s = 개인 세션의 지역탐색 특정성
- $\ln(CPC)_s$ = 개인 세션에서 활용된 키워드의 평균 $\log(CPC)$
- CTR_s = 개인 세션에서 활용된 키워드의 평균 CTR
- Pre_s = 개인 세션에서 동일 IP주소 내 이전 세션의 구매 횟수
- Spr_s, Smr_s, Aut_s = 세션별 마지막 키워드를 기준으로 한 계절 특성(겨울 기준, 봄, 여름, 가을 더미)

촉진지향성과 지역탐색 특정성, 탐색 클릭 수가 구매선택에 미치는 영향에 대한 연구 모형은 아래와 같다. 구매 선택에 관한 모형이기 때문에, 이항 선택 모형(binary logit model)을 활용하였다. 선택 모형은 소비자의 선택행동을 설명하는데 유용하게 활용될 수 있다[1].

$$Prob_s = \frac{\exp(DP_s + DP_s^2 + LS_s + \ln(CPC)_s + CTR_s + Click_s + Pre_s + Spr_s + Smr_s + Aut_s) + \epsilon_s}{[1 + \exp(DP_s + DP_s^2 + LS_s + \ln(CPC)_s + CTR_s + Click_s + Pre_s + Spr_s + Smr_s + Aut_s) + \epsilon_s]}$$

where,

$Prob_s$ = 개인 세션의 구매선택 확률

만약, 첫 번째 모형이 유의하고 두 번째 모형에서 탐색 클릭 수를 제외한 촉진지향성과 지역탐색 특정성이 유의하지 않다면 탐색 클릭 수를 통한 매개효과가 존재한다고 볼 수 있을 것이다. 하지만 두 모형에서 모두 촉진지향성과 지역탐색 특정성이 유의하게 나타난다면 매개효과가 존재한다고 보기 어려울 것이다.

4. 결과

분석에 앞서, 연구모형에서 활용된 변수들 간의 상관관계를 확인하였다. 촉진지향성과 구매간의 'U자형' 관계를 확인하기 위해 포함한 촉진지향성 지수와 촉진지향성 지수의 제곱항을 제외한 나머지 변수들 간의 상관관계는 대부분 0.3 이하로 낮게 나타났다. 자세한 내용은 아래 <표 10>과 같다. 촉진지향성 지수와 촉진지향성 지수의 제곱항의 다중공선성 역시 높게 나타났다. 그러나 모형에 활용된 독립 변수들의 유의성이 높게 나타나면 다중공선성은 심각한 문제를 야기하지는 않는다[25]. 그 이유는 다중공선성이 높은 경우, 회귀계수 추정량에 대하여 분산과 공분산이 극단적으로 증가하기 때문에 t값이 작아지게 되어, 원래 설명력이 높음에도 불구하고 계수에 대한 유의성이 낮아지기 때문이다[25]. 본 연구 모형에서 활용된 독립변수들은 대부분 유의하게 나타남을 확인할 수 있다<표 11>, <표 12>.

이후 촉진지향성과 지역탐색 특정성이 탐색 클릭 수에 미치는 영향에 대하여 확인하였다. 그 결과 촉진지향성과 지역탐색 특정성 모두 유의한 결과가 나타났다. 구체적으로 살펴보면, 촉진지향성은 U자형의 관계를 나타내는 것으로 나타났다. 이는 탐색 세션의 초기와 후기에 촉진지향적 키워드를 활용했던 소비자가 더 많은 클릭 수를 나타내는 것을 의미한다. 반면, 지역탐색 특정성의 경우, 지역탐색 특정성이 증가할수록 클릭 수 역시 증가하는 양의

〈표 10〉 모형의 변수들 간의 상관관계 분석

	DP	DP^2	LC	ln(CPC)	CTR	Spr	Sur	Aut	Pre	Click
DP	1.000									
DP^2	0.996	1.000								
LC	-0.305	-0.302	1.000							
ln(CPC)	-0.094	-0.093	0.254	1.000						
CTR	0.116	0.114	-0.030	-0.239	1.000					
Spr	-0.017	-0.017	-0.012	-0.006	0.026	1.000				
Sur	0.022	0.022	0.001	-0.043	-0.018	-0.366	1.000			
Aut	0.014	0.014	-0.016	0.068	0.000	-0.289	-0.322	1.000		
Pre	-0.005	-0.007	0.013	0.023	0.003	-0.012	0.041	0.021	1.000	
Click	0.023	0.043	0.031	0.023	0.001	-0.011	0.014	-0.007	0.063	1.000

DP = 축진지향성, DP^2 = 축진지향성^2, LC = 지역탐색 특성성, ln(CPC) = ln(CPC 평균), CTR = CTR 평균, Spr = 봄, Sur = 여름, Aut = 가을. Pre = 같은 IP내 이전 구매 회수, Click = 클릭 수.

〈표 11〉 탐색 클릭 수에 대한 포아송 회귀분석결과

	Estimate	Std. Error	Pr(> z)		VIF
(Intercept)	0.8040	0.0102	< 2e-16	***	
축진지향성	-2.2493	0.0424	< 2e-16	***	107.1283
축진지향성^2	2.6550	0.0485	< 2e-16	***	106.8167
지역탐색 특성성	0.0318	0.0031	< 2e-16	***	1.1777
평균ln(CPC)	0.0048	0.0016	0.0030	**	1.1426
평균CTR	0.0123	0.0163	0.4517		1.0775
봄	-0.0088	0.0039	0.0263	*	1.4685
여름	0.0018	0.0038	0.6338		1.5095
가을	-0.0090	0.0042	0.0303	*	1.4269
IP내 이전 구매 수	0.0167	0.0010	< 2e-16	***	1.0053

Sig. 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'
AIC : 637395.

〈표 12〉 구매선택에 대한 로짓 분석결과

	Estimate	Std. Error	Pr(> z)		VIF	가설	
(Intercept)	-2.8436	0.0614	< 2e-16	***			
축진지향성	-1.0780	0.2542	0.0000	***	112.8165	가설 1 (지지)	가설 4-1 (가각)
축진지향성^2	0.9802	0.2932	0.0008	***	112.9102		
지역탐색 특성성	-0.6526	0.0187	< 2e-16	***	1.1349	가설 2 (지지)	가설 4-2 (가각)
탐색 클릭 수	0.1286	0.0086	< 2e-16	***	1.0667	가설 3 (지지)	
평균 ln(CPC)	0.0298	0.0092	0.0012	**	1.1466	통계변수	
평균 CTR	1.1563	0.0847	< 2e-16	***	1.0875		
봄	0.0533	0.0229	0.0200	*	1.4984		
여름	-0.0496	0.0226	0.0281	*	1.5194		
가을	0.0248	0.0243	0.3074		1.4529		
IP내 이전 구매 수	0.0628	0.0049	< 2e-16	***	1.01414		

Sig. 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'
AIC: 113539.

관계가 나타났다. 이는 지역탐색 특정성이 낮을수록 탐색 클릭이 증가하여 클릭 수의 매개효과를 거치게 될 것이라는 가설이 기각되었음을 의미한다(가설 4-2). 통제변수로 활용한 개인의 평균 $\log(\text{CPC})$, CTR과 같은 IP 내 이전 구매 수, 계절적 특성 일부(봄, 가을)가 유의하게 나타남을 확인할 수 있다. CPC가 높은 키워드를 평균적으로 활용하였다는 것은 보편적인 의미의 키워드 혹은 검색결과 상위에 위치한 키워드를 활용했다는 것을 의미한다[10]. 즉, 위의 결과에 따르면, 이러한 키워드를 활용하는 소비자가 더 많은 클릭 수를 나타냄을 의미한다. 계절 변수를 확인해 보면, 겨울을 기준으로 하였을 때 봄과 가을에는 탐색 클릭 수가 감소함을 의미한다. 세션간의 관계를 통제하기 활용하였던 동일 IP 내 이전 세션의 구매 수의 경우 양의 방향으로 유의하였다. 이는 이전 세션에서 구매하였을 경우, 탐색 클릭 수가 증가함을 의미한다.

구매선택에 대한 로짓 분석결과를 살펴보면, 촉진지향성과 구매의 관계가 'U자형'을 나타낼 것이라는 가설은 지지되었다(가설 1). 이는 탐색의 초기에 촉진지향적 키워드를 활용하는 비상황적 촉진지향 소비자나 탐색후기에 활용하는 상황적 촉진지향 소비자의 구매선택이 더 높게 나타난다는 것을 의미한다. 반면, 탐색의 중간에 촉진지향적 키워드를 활용한 소비자는 구매선택이 상대적으로 낮게 나타났다. 그리고 지역탐색 특정성이 구매와의 관계에서 음의 관계를 나타낼 것이라는 기존의 가설 역시 지지되었다(가설 2). 이는 지역 탐색에 대한 충성도가 특정지역으로의 여행이라는 여행상품 카테고리 충성도로 이어져서 일반적 촉진활동에 반응하기 보다는 특정 지역에 대한 선택적 반응을 나타내거나, 적합한 대안을 찾기 위한 지속적인 탐색을 일으켜 세션 내 구매를 발생시키지 못하는 것을 의미한다. 탐색 클릭 수의 증가가 구매선택과 양의 관계를 나타낼 것이라는 가설도 지지되었다(가설 3). 이는 기존의 연구들과도 일치되는 결과이다[40, 47]. 위에서 언급하였듯이 촉진지향성과 지역탐색 특정성 모두 유의한 결과를 나타냈다. 이는 탐색

클릭 수가 촉진지향성이 구매선택에 미치는 영향에 있어서 매개효과를 보일 것이라는 가설이 기각되었음을 의미한다(가설 4-1). 통제변수로 활용한 개인 평균 $\ln(\text{CPC})$, CTR과 같은 IP내 이전 구매 수 계절특성 일부(봄, 여름)도 유의하게 나타났다. 평균 $\log(\text{CPC})$ 와 CTR과 구매와의 관계는 양의 방향으로 나타났다. 이는 소비자가 활용한 키워드의 CPC와 CTR이 높을수록 구매선택확률이 높아짐을 의미한다. 세션간의 관계를 통제하기 활용하였던 동일 IP내 이전 세션의 구매 수의 경우 양의 방향으로 유의하였다. 이는 이전 세션에서 구매하였을 경우, 구매선택 확률이 증가함을 의미한다. 계절 변수의 경우, 겨울을 기준으로 봄에는 양의방향으로, 여름에는 음의 방향으로 유의한 결과가 나타났다. 이는 여행제품의 구매 특성상 성수기인 여름 이전에 대부분의 구매가 일어나기 때문으로 보인다.

5. 논의

5.1 시사점

이론적 관점에서는 능동적 촉진지향 소비자를 탐색의 순서를 활용하여 세 가지 관점에서 구분할 수 있었다. 구체적으로 살펴보면, 첫째, 비상황적인 능동적 촉진지향 소비자로서, 촉진지향적 키워드를 탐색세션의 초기에 활용하는 소비자를 확인하였다. 이러한 소비자는 구매에 근접한 촉진지향적 키워드를 통해 탐색을 시작하여 대안을 찾아 구매에 이른다고 볼 수 있을 것이다. 두 번째로, 상황적인 능동적 촉진지향 소비자로서, 촉진지향적 키워드를 탐색 세션의 후기에 활용하는 소비자를 확인하였다. 이러한 소비자는 탐색의 초기에는 수동적 촉진지향 소비자로서 반응하다가, 탐색상황의 변화에 따라, 구매에 근접한 촉진지향적 키워드를 활용하는 것으로 보인다. 이 두 종류의 소비자는 기존의 촉진지향성 소비자 연구에서처럼 구매선택 확률이 높게 나타났다[50]. 마지막으로 촉진지향적 키워드를 탐색세션의 중간에 활용하는 소비자를 확인하였다.

이러한 소비자 역시 상황적인 능동적 촉진지향 소비자로 분류될 수 있다. 그러나 앞의 두 경우와 달리, 탐색 중 적합한 대안을 찾지 못하여 일반적인 키워드의 활용으로 회귀하였다. 이는 해당 소비자가 구매이전이 아닌, 탐색 중(on-going) 소비자로 남게 되었음을 의미한다. 이에 따라, 구매 선택확률이 감소하게 된 것이다.

지역탐색 특정성을 활용하여 여행상품 카테고리에 대한 충성도효과를 확인할 수 있었다. 특정 지역으로의 여행에 대한 충성도가 높은 소비자는 촉진 키워드를 활용하였을 때, 제시되는 촉진상황에 일반적으로 반응하기 보다는 특정 지역에 대한 촉진활동에만 선택적으로 반응하거나, 다른 대안을 찾기 때문에 세션 내 구매선택으로 연결되는 확률이 낮아진다고 볼 수 있다. 그리고 기존의 연구결과들처럼 탐색 클릭 수의 증가가 구매선택과 양의 관계를 나타내는 것을 확인할 수 있었다[40, 47]. 마지막으로 개인의 촉진지향성과 지역탐색 특정성은 탐색 클릭 수라는 매개변수를 거치지 않는 것으로 나타났다.

실무적 관점에서는 소비자의 탐색 문맥을 활용한 키워드광고 운영이 가능함을 확인할 수 있었다. 기존 연구에서도 총합적 수준에서 클릭 키워드의 순위에 따라, 소비자의 가격민감도가 다르게 나타남을 확인하였다[48]. 하지만 개별 소비자가 활용한 키워드의 의미적 특성을 활용하지는 못 하였다. 본 연구는 개인 소비자가 활용한 키워드의 의미적 특성을 활용하여 소비자의 촉진지향성을 측정, 키워드광고의 운용에 활용할 수 있음을 확인하였다. 기존 연구들은 인지도의 향상 등과 같은 광고적 목적으로서의 키워드광고의 활용에 초점을 맞추었다[49, 47]. 하지만 본 연구는 촉진수단으로서 키워드 광고 운용에 대한 실증적 접근을 수행하였다는 점에서 차별적이다. 연구결과 개인 소비자의 탐색 순서에 따른 촉진지향적 키워드의 활용에 대응한 키워드광고 운용이 필요함을 확인할 수 있었다. 예를 들어 촉진지향적 키워드를 탐색 초기에 활용하는 소비자는 비상황적인 능동적 촉진지향 소비자이기

때문에 다양한 제품구성의 할인제품을 보여줄 필요가 있다. 반면, 탐색 후기에 촉진키워드를 활용하는 소비자는 상황적 능동적 촉진지향 소비자이기 때문에 이전 탐색에서의 상황적 특성(탐색한 상품의 특성 등)을 고려한 할인제품 구성을 보여줄 필요가 있다.

비록 키워드 클릭에 따른 노출효과가 존재할 수 있지만[47], 지역 탐색을 특정지역에 집중하는 소비자의 경우, 비용을 지속적으로 발생시키기 때문에 키워드광고 보다는 일반 검색을 통한 노출효과를 고려하는 것이 더 효율적인 방법일 것이다. 마지막으로 탐색 클릭 수의 매개효과는 제한적으로 나타났다. 이는 단순히 소비자의 탐색 클릭 수를 증가시켜 구매를 유도하기 보다는 소비자의 탐색 패턴에 대응하는 키워드광고 전략이 필요함을 의미한다.

5.2 한계

위에서 언급한 기여에도 불구하고, 본 연구는 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 첫 번째로, 구매에 영향을 미치는 제품특성의 고려이다. 비록 여행제품이라는 제한된 제품을 가지고 연구를 수행하였지만 데이터의 한계로 제품의 가격 등과 같은 제품의 정보를 분석에 활용하지 못했다는 한계점을 가지고 있다. 이에 따라 할인의 수준이나 종류, 제품자체의 특성에 따른 차이를 확인하는데 제한적이었다. 두 번째로, 데이터의 한계로 소비자가 온라인 탐색과정에서 고려할 수 여러 가지 요소들(랜딩페이지, 키워드광고의 T&D : Title and Description 등)이 분석에서 제외되었다는 점이다. 이러한 데이터의 한계에 따른 한계점은 향후 연구에서 패널 데이터 등을 활용하여 소비자의 탐색활동에 대한 포괄적인 데이터를 추가적으로 보완한다면 해결할 수 있을 것으로 보인다. 세 번째로, 개인의 세션 내 촉진지향성 값의 분포가 중간값이 많이 나타나지 않아 정규성을 가지는데 한계가 있었다는 점이다. 이는 키워드광고의 특성상 소비자가 많은 클릭을 나

타내지 않기 때문에, 값의 분포가 충분히 넓게 나타나지 않기 때문이다. 이는 향후 연구에서 소비자의 키워드광고 클릭행동 뿐 아니라, 다른 클릭행동을 함께 고려한다면 보다 넓은 분포의 값을 활용하여 정규성을 갖추어 연구에 활용할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 김동주, 신승도 “디지털 멀티미디어 방송의 선호 콘텐츠 및 타 매체 이용특성에 따른 이용의향 요인 분석”, 『경영과학』, 제25권, 제1호(2008), pp.123-138.
- [2] 김동훈, 김현정, 이승원, “소비자의 인구통계적 특성이 판매촉진 민감도에 미치는 영향에 관한 연구”, 『소비자학연구』, 제13권, 제1호(2002), pp.99-117.
- [3] 김용준, 박대현, “바겐세일추구소비자 그들은 누구인가?”, 『마케팅연구』, 제8권, 제2호(1993), pp.81-108.
- [4] 김주리, 김영신, “주부소비자의 쿠폰사용 결정 요인 : 비용 및 편익 지각을 중심으로”, 『소비문화연구』, 제8권, 제1호(2005), pp.115-133.
- [5] 박광희, “판매촉진지향성에 관한 이론적 고찰”, 『계명대학교생활과학연구소 과학논집』, 제32권, (2006), pp.57-70.
- [6] 이동일, 김현교 “개인검색기반 키워드광고 구매 전환모형 개발”, 『한국경영과학학회지』, 제38권, 제1호(2013), pp.123-138.
- [7] 이홍주 “클릭스트림 데이터를 활용한 전자상거래에서 상품추천이 고객 행동에 미치는 영향 분석”, 『한국경영과학학회지』, 제33권, 제3호(2008), pp.59-76.
- [8] 임양환, 한상만, 구분관, “인터넷 쇼핑물의 판매 촉진 효과와 전략-소비자 쇼핑 행동의 단계별 성과를 중심으로-”, 『소비자학연구』, 제15권, 제1호(2004), pp.159-184.
- [9] 한국방송광고진흥공사, 『2012광고산업통계』, 한국방송광고진흥공사, 2012.
- [10] Agarwal, A., K. Hosanagar, and M.D. Smith, “Location, Location, Location : An Analysis of Profitability of Position in Online Advertising Markets,” *Journal of Marketing Research*, Vol.48, No.6(2011), pp.1057-1073.
- [11] Ailawadi, K.L., S.A. Neslin, and K. Gedenk, “Pursuing the Value-Conscious Consumer : Store Brands Versus National Brand Promotions,” *Journal of Marketing*, Vol.65 No.1 (2001), pp.71-89.
- [12] Bawa, K. and R.W. Shoemaker, “The Coupon-Prone Consumer : Some Findings Based on Purchase Behavior Across Product Classes,” *Journal of Marketing*, Vol.51, No.4(1987), pp.99-110.
- [13] Berendt, B., B. Mobasher, M. Spiliopoulou, J. Wiltshire, “Measuring the Accuracy of Sessionizers for Web Usage Analysis,” *In Proceedings of the Workshop on Web Mining at the First SIAM International Conference on Data Mining*, Vol.7, No.14 (2001).
- [14] Blattberg, R.C. and S.A. Neslin, *Sales Promotion : Concept, Methods, and Strategies*, Prentice Hall, NJ, 1990.
- [15] Brown, R.G., *Statistical Forecasting for Inventory Control*, McGraw-Hill, NY, 1959. quoted in Gardner, E.S. *Exponential Smoothing : The state of the Art -Part II. International Journal of Forecasting*, Vol.22, No.4 (2006), pp.637-666.
- [16] Bucklin, R.E. and C. Sismeiro, “A Model of Web Site Browsing Behavior Estimated on Clickstream Data,” *Journal of Marketing Research*, Vol.40, No.3(2003), pp.249-267.
- [17] Bucklin, R.E. and C. Sismeiro, “Click Here for Internet Insight : Advances in Clickstream

- Data Analysis in Marketing,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol.23, No.1(2009), pp.35-48.
- [18] Carpenter, J.M. and M. Moore, “US Consumers’ Perceptions of Non-Price Retail Promotions,” *International Journal of Retail and Distribution Management*, Vol.36, No.2(2008), pp.111-123.
- [19] Fader, P.S. and L. McAlister, “An Elimination by Aspects Model of Consumer Response to Promotion Calibrated on UPC Scanner Data,” *Journal of Marketing Research*, Vol.27, No.3(1990), pp.322-332.
- [20] Gazquez-Abad, J.C. and M. Sanchez-Perez, “Characterising the Deal-proneness of Consumers by Analysis of Price Sensitivity and Brand Loyalty : An Analysis in the Retail Environment,” *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, Vol.19, No.1(2009), pp.1-28.
- [21] Geddes, B., *Advanced Google AdWords*, Wiley, IND, 2010.
- [22] Ghose, A. and S. Yang, “An Empirical Analysis of Search Engine Advertising : Sponsored Search in Electronic Markets,” *Management Science*, Vol.55, No.10(2009), pp.1605-1622.
- [23] Godes, D. and D. Mayzlin, “Using Online Conversations to Study Word-of-Mouth Communication,” *Marketing Science*, Vol.23, No.4(2004), pp.545-560.
- [24] Guadagni, P.M. and J.D.C. Little, “A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data,” *Marketing Science*, Vol.2, No.3(1983), pp.203-238.
- [25] Gujarati, D.N. and D.C. Porter, *Basic Econometrics 6th ed*, McGraw-Hill, MA, 2009.
- [26] Hayes, A.F. and K. Krippendorff “Answering the Call for a Standard Reliability Measure for Coding Data,” *Communication Methods and Measures*, Vol.1(2007), pp.77-89.
- [27] Henderson, C.M., “Promotion Heterogeneity and Consumer Learning : Refining the Deal-Proneness Construct,” *Advances in Consumer Research*, Vol.21, No.1(1994), pp.86-94.
- [28] Hirschman, E.C. and M. Wallendorf, “Motives Underlying Marketing Information Acquisition and Knowledge Transfer,” *Journal of Advertising*, Vol.11, No.3(1982), pp.25-31.
- [29] Holt, C.C., “Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages,” *International Journal of Forecasting*, Vol.20, No.1(2004), pp.5-10.
- [30] Huntington, P., D. Nicholas, and H.R. Jamali, “Website Usage Metrics : A Re-assessment of Session Data,” *Information Processing and Management*, Vol.44, No.1(2008), pp.358-372.
- [31] Jasen, B.J. and T. Mullen, “Sponsored Search : An Overview of The Concept, History, and Technology,” *International Journal of Electronic Business*, Vol.6, No.2(2008), pp.114-131.
- [32] Kardes, F.R., M.L. Cronley, and T.W. Cline, *Consumer Behavior : Science and Practice*, Cengage Learning, OH, 2011.
- [33] Kitts, B., P. Laxminarayan, B. LeBlanc, and R. Meech, “A Formal Analysis of Search Auctions Including Predictions on Click Fraud and Bidding Tactics,” *In Proceedings of the ACM Electronic Commerce In Workshop on Sponsored Search Auctions*, 2005.
- [34] Krippendorff, K., *Content Analysis : An Introduction to Its Methodology*, Sage, CA, 2004.
- [35] Kwon, K.N. and Y.J. Kwon, “Demographics in Sales Promotion Proneness : A Socio-Cultural Approach,” *Advances in Consumer*

- Research*, Vol.34(2007), pp.288-294.
- [36] Levedahl, J.W., "Coupon Redeemers : Are They Better Shopper?," *The Journal of Consumer Affairs*, Vol.22, No.2(1988), pp.264-283.
- [37] Lichtenstein, D.R., R.G. Netemeyer, and S. Burton, "Assessing the Domain Specificity of Deal Proneness : A Field Study," *Journal of Consumer Research*, Vol.22, No.3(1995), pp.314-326.
- [38] Lichtenstein, D.R., S. Burton, and R.G. Netemeyer, "An Examination of Deal Prone-ness Across Sales Promotion Types : A Consumer Segmentation Perspective," *Journal of Retailing*, Vol.73, No.2(1997), pp.283-297.
- [39] Lown, C., "A Transaction Log Analysis of NCSU's Faceted Navigation OPAC," Master's paper, University of North Carolina at Chapel Hill, 2008.
- [40] Manchanda, P., J.P. Dubé, K.Y. Goh, and P.K. Chintagunta, "The Effect of Banner Advertising on Internet Purchasing," *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.1(2006), pp.98-108.
- [41] Mela, C.F., S. Gupta, and D.R. Lehmann, "The Long-Term Impact of Promotion and Advertising on Consumer Brand Choice," *Journal of Marketing Research*, Vol.34, No.2(1997), pp.248-261.
- [42] Moe, W.W., "Buying, Searching, or Browsing : Differentiating Between Online Shoppers Using In-Store Navigational Clickstream," *Journal of Consumer Psychology*, Vol.13, No.2(2003), pp.29-39.
- [43] Moe, W.W. and P.S. Fader, "Capturing Evolving Visit Behavior in Clickstream Data," *Journal of Interactive Marketing*, Vol.18, No.1(2004), pp.5-19.
- [44] Narasimhan, C., "A Price Discrimination Theory of Coupons," *Marketing Science*, Vol.3, No.2(1984), pp.128-147.
- [45] Ortega, J.L. and I. Aguillo, "Differences between Web Sessions according to the Origin of Their Visits," *Journal of Informetrics*, Vol.4, No.3(2010), pp.331-337.
- [46] Pechtl, H., "Profiling Intrinsic Deal Proneness for HILO and EDLP Price Promotion Strategies," *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol.11, No.4(2004), pp.223-233.
- [47] Rutz, O.J. and R.E. Bucklin, "From Generic to Branded : A Model of Spillover Dynamics in Paid Search Advertising," *Journal of Marketing Research*, Vol.48, No.1(2011), pp.87-102.
- [48] Rutz, O.J. and M. Trusov, "Zooming In on Paid Search Ads-A Consumer-Level Model Calibrated on Aggregated Data," *Marketing Science*, Vol.30, No.5(2011), pp.789-800.
- [49] Rutz, O.J., M. Trusov, and R.E. Buckin, "Modeling Indirect Effects of Paid Search Advertising : Which Keywords Lead to More Future Visits?," *Marketing Science*, Vol.30, No.4(2011), pp.646-665.
- [50] Schneider, L.G. and I.S. Currim, "Consumer Purchase Behaviors associated with Active and Passive deal-proneness," *International Journal of Research in Marketing*, Vol.8 No.3(1991), pp.205-222.
- [51] Trivedi, M., "Using Variety-Seeking-Based Segmentation to Study Promotional Response," *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol.27, No.1(1999), pp.37-49.
- [52] Yang and Ghose, "Analyzing the Relationship Between Organic and Sponsored Search Advertising : Positive, Negative, or Zero Interdependence?," *Marketing Science*, Vol.29, No.4(2010), pp.602-623.
- [53] Yi, Y. and J. Yoo, "The Long-Term Effects

- of Sales Promotions on Brand Attitude Across Monetary and Non-Monetary Promotions,” *Psychology and Marketing*, Vol.28, No.9 (2011), pp.879-896.
- [54] Yim, C.K. and P.K. Kannan, “Consumer Behavioral Loyalty : A Segmentation Model and Analysis,” *Journal of Business Research*, Vol.44, No.2(1999), pp.75-92.
- [55] Zeileis, A., C. Kleiber, and S. Jackman, “Regression Models for Count Data in R,” *Journal of Statistical Software*, Vol.27, No.8 (2008), pp.1-25.