

클릭스트림 데이터를 활용한 전자상거래에서 상품추천이 고객 행동에 미치는 영향 분석*

이 홍 주**

Effects of Product Recommendations on Customer Behavior in e-Commerce : An Empirical Analysis of Online Bookstore Clickstream Data*

Hong Joo Lee**

■ Abstract ■

Studies of recommender systems have focused on improving their performance in terms of error rates between the actual and predicted preference values. Also, many studies have been conducted to investigate the relationships between customer information processing and the characteristics of recommender systems via surveys and web-based experiments. However, the actual impact of recommendation on product pages for customer browsing behavior and decision-making in the commercial environment has not, to the best of our knowledge, been investigated with actual clickstream data. The principal objective of this research is to assess the effects of product recommendation on customer behavior in e-Commerce, using actual clickstream data. For this purpose, we utilized an online bookstore's clickstream data prior to and after the web site renovation of the store. We compared the recommendation effects on customer behavior with the data. From these comparisons, we determined that the relevant recommendations in product pages have positive relationships with the acquisition of customer attention and elaboration. Additionally, the placing of recommended items in shopping cart is positively related to suggesting the relevant recommendations. However, the frequencies at which the recommended items were purchased did not differ prior to and after the renovation of the site.

Keyword : Product Recommendation, Customer Behavior, e-Commerce, Clickstream data

논문접수일 : 2008년 04월 01일 논문게재확정일 : 2008년 06월 30일

논문수정일(1차 : 2008년 05월 30일)

* 본 연구는 2007년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음.

** 가톨릭대학교 경영학부

1. 서 론

인터넷의 발달과 더불어 우리는 다양한 원천으로부터 쏟아지는 정보의 홍수시대에 살고 있다. 이러한 다양한 원천으로부터 내가 관심 있는 정보나 상품만을 걸러서(filtering) 효율적인 의사결정을 도와 주거나, 고객의 탐색비용을 줄여 고객충성도 향상과 판매증진을 위한 노력들이 진행되어 왔다 [33, 41].

상품추천은 크게 고객이해, 추천 수행 및 전달, 추천효과를 측정하는 과정으로 이루어진다[1]. 고객이해 단계는 추천에 필요한 데이터를 어떻게 입수하여 정제할 것인지를 결정하는 단계이며, 추천수행 단계는 입력된 데이터를 가지고 알고리즘을 통해 추천하거나 필터링할 아이템(상품, 광고 등)을 선정하는 단계이다. 선정된 아이템들을 고객에게 어떤 방식을 통해 추천해 줄지를 정하여 추천을 수행하는 것이 추천 전달단계이다. 추천효과 측정 단계는 추천된 상품들에 대한 만족도를 측정하거나 실제로 고객들에 의해 어떻게 활용되는지를 파악하여 이전 단계들에 피드백 하여주는 것이다. 현재까지의 상품추천에 대한 많은 기술적인 연구들은 추천수행 단계에 활용되는 알고리즘들의 성과를 향상시키는 것에 중점을 두어왔다[1, 12]. 기술적인 연구에 비해서는 많은 연구가 진척되지는 않았지만 고객 반응에 기반한 추천 성과에 대한 연구들은 설문조사와 실험을 통한 행태적인 연구형태로 진행되어 왔다[19, 39, 40].

추천에 따른 실제 사이트 사용자의 방문패턴이나 구매패턴 변화에 대한 실증적인 분석연구는 드물며, 하나의 사이트의 추천 수준 차이에 따른 고객들의 패턴 변화에 대한 연구는 없었다. 실질적인 추천성과 측정과 추천 수준차이에 따른 고객들의 반응에 대한 분석을 위해서는 고객들의 실제 방문 데이터인 클릭스트림(Clickstream) 데이터 분석을 통한 실증적인 방문 패턴 변화에 대한 연구가 필요하다. 클릭스트림 데이터를 통해 하나의 사이트에 방문한 사용자의 이동경로와 체류시간을 파악할 수

있기 때문에, 고객의 사이트내의 이동경로 파악을 통해 고객의사결정을 지원하거나 사이트의 이동경로를 개선하기 위한 다양한 연구들이 수행되었다 [26, 27, 28, 29].

본 연구의 목표는 클릭스트림 데이터를 활용하여 전자상거래 사이트에서의 추천이 고객의 사이트내의 이동경로에 어떠한 영향을 미치는지를 실증적으로 분석하는 것이다. 전자상거래 사이트 중에서 대표적인 활성화 분야인 인터넷 서점 고객들의 클릭스트림 데이터를 이용하여 추천수준에 따른 추천성과 차이 및 고객의 사이트 내 방문 패턴의 변화를 분석한다. 분석 대상 사이트는 K 온라인 서점이며 2006년 중반의 사이트 구조 변경 전의 고객방문 클릭스트림 데이터와 사이트 구조 변경 후의 고객방문 클릭스트림 데이터를 비교하여 추천수준 차이에 따른 고객의 이동경로와 상품방문패턴의 변화를 분석한다.

상품추천과 추천효과 측정에 대한 관련연구를 제 2장에 정리하였다. 제 3장에서 연구가설을 제시하였으며, 제 4장에서 연구에 활용된 데이터와 분석결과를 논하였다. 제 5장에서 연구결과의 의의와 연구의 한계를 논하였으며, 향후연구방향을 제시하였다.

2. 문헌고찰

2.1 상품추천

상품추천기술은 e-Business에서 개인화, 일대일 마케팅을 구현하기 위한 유용한 도구 중의 하나이다[2, 37]. 상품추천기술은 고객의 인구통계학적 정보, 상품 선호도 정도, 방문로그정보, 구매이력 등을 활용하여 특정 고객에 대해 적합한 광고를 선정하거나 상품을 추천하기 위해서 사용된다[12, 35]. 상품추천을 통해 고객에게는 자신에게 적합한 상품을 찾기 위해서 여러 상품의 페이지를 살펴보아야 하는 탐색비용을 줄여줄 수 있으며, 인터넷 상점에 게 있어서는 교차 판매를 증가시키고 고객의 충성

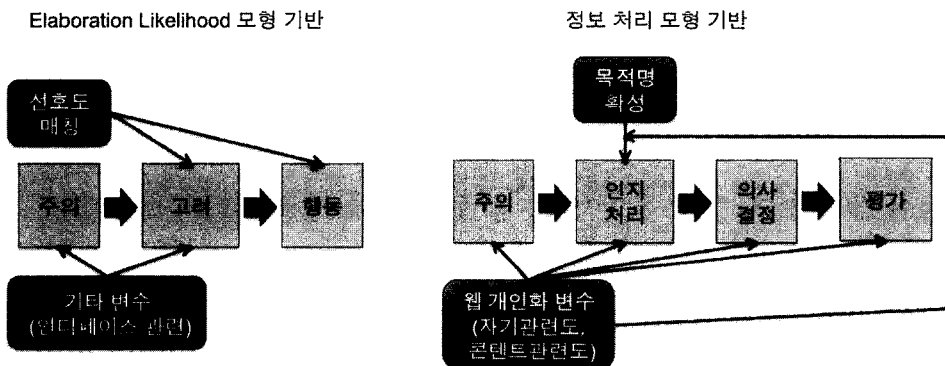
도를 높일 수 있다[6].

대표적인 상품 추천 기술에는 협업 필터링, 내용 기반 추천, 규칙기반 기법 등이 있다[7, 17, 32]. 협업 필터링은 해당 고객과 제품에 대한 선호도가 유사한 고객들의 선호도를 활용하여 추천할 상품을 선정하는 기법이다[18, 32]. Amazon.com의 'Recommended for You' 페이지의 기본 추천알고리즘이 협업 필터링이다[22]. 내용기반 추천(Content based filtering)은 상품의 속성이나 상품의 설명을 비교하여 고객이 선호하는 상품과 유사한 상품을 추천하는 방식이다. 정보 검색(Information Retrieval)분야에서 연구되었던 많은 접근방안들이 내용 기반 추천에 활용되고 있으며, 텍스트나 태그를 기반으로 한 추천연구들이 이에 해당된다고 볼 수 있다[5, 30]. 협업 필터링과 내용기반 추천을 혼합한 추천모형들이 많이 제시되어 왔으며[10, 14, 15, 34], 일반적으로는 혼합모형의 성과가 더욱 좋은 것으로 분석되었다[41]. 규칙기반 추천은 장바구니 분석이나 방문경로분석을 통해 함께 구매되거나 함께 방문되는 관계가 있는 상품을 찾아내어 관련있는 상품들간의 연관규칙(association rule)을 생성하여 이를 상품추천에 활용하는 것이다[9, 16, 23]. 일반적인 연관규칙뿐만 아니라 상품의 구매순서를 고려한 순차패턴파악(Sequential Pattern Mining)도 상품추천에 활용된다. 전자상거래 사이트에서 많이 볼 수 있는 '이 상품을 구매하신 고객이 구매

한 다른 상품'과 같은 정보들이 이러한 연관규칙을 활용하여 추천된다.

2.2 추천 효과 측정

추천 시스템의 효과를 측정하는 방식은 2.1절에서 제시된 다양한 방안들의 정확성을 측정하는 데에 중점을 두어왔다[12]. 과거 사용자의 선호데이터나 방문데이터를 활용하여 학습집합으로 알고리즘을 학습한 후 테스트집합에 속한 상품을 대상으로 예측한다. 예측결과를 실제 사용자의 선호도나 방문여부와 비교하여 예측결과의 오차를 파악하며, 오차가 적을수록 효과적인 추천 알고리즘으로 판단하게 된다[12]. 그외에도 정확도(precision)와 상기도(recall) 같은 분류 정확도, ROC curve, 예측 선호도와 실제 선호도간의 순위 상관계수 같은 것이 알고리즘들의 성과를 평가하는 데 활용되어왔다[12]. 그러나 추천시스템의 예측력이 아니라 추천된 상품에 대한 사용자의 반응이 실제 고객들이 느끼는 만족도라는 관점에서 사용자의 행태관찰을 통한 추천성과 측정방안에 대한 연구들이 진행되어왔다[13, 38, 39]. 온라인에서 정보제공 및 전자상거래에서의 추천이 고객에게 미치는 영향을 이해하기 위한 연구모형을 [그림 1]처럼 Elaboration Likelihood 모형(ELM)과 정보처리(information processing) 모형에 기반을 두어 제시하였고[39, 40],



[그림 1] ELM과 정보처리모형에 근간한 연구모형[39, 40]

전자상거래에서의 추천성과에 영향을 미치는 다양한 변수들이 연구되었다[13, 41].

ELM은 정보처리에 영향을 미치는 변수들과 정보처리간의 상관관계 그리고 변수들로 인한 고객의 태도 변화 및 행동변화에 대해 분석하는 연구 모형이다. Tam and Ho[39] 연구에서는 추천에 사용되는 인터페이스가 고객의 상품에 대한 주의나 고려(elaboration)를 높이고, 선호도 매칭정도가 인지된 상품에 대한 고려와 구매 혹은 채택과 같은 행동(behavior)이나 의사결정에 영향을 미친다고 분석하였다. 정보처리 모형에 근간하여 웹에서의 개인화 및 추천 효과를 연구하기 위하여 Tam and Ho[40]가 제시한 연구모형도 ELM과 유사한 프로세스를 통해 고객의 의사결정에 영향을 미치게 된다고 보고 있다. 정보처리 모형에서는 ELM의 고려단계를 인지 처리단계로 기술하였으나 두 단계가 유사한 단계로 볼 수 있으며, 채택이나 구매같은 의사결정(decision) 후에 추천에 대한 평가(evaluation)를 하는 단계를 갖는 것으로 분석하였다.

Liang et al.[21]은 상품 추천과 관련된 학문적 이론들로 노력기반, 동기기반과 프로세스기반 이론을 제시하였다. 노력기반이론은 사람들은 어떤 일을 하고자 하는 경우에 가장 노력이 덜 드는 방안을 채택하여 행한다는 최소노력(least effort) 법칙을 따르기 때문에 정보 과부화(overload)로 인해 관계없는 정보를 걸러서 제공하여 주기를 원한다는 것이다. 또한 사용자가 상품추천을 받아들이는 데에 있어서 사용자가 해당 서비스를 방문한 동기에 따라 수용여부나 만족도가 달라질 수 있으며, 사용자 참여 이론에 기반을 두어 상품추천 과정에 사용자가 참여함으로써 만족도를 높일 수 있는 것으로 보고있다.

또한, Kumar and Benbasat[19]은 Amazon.com의 화면을 활용한 실험을 통하여 상품추천과 고객 상품리뷰가 웹 사이트에 대한 사회적 존재감(social presence)과 인지된 유용성(perceived usefulness)에 긍정적인 영향을 미친다고 분석하였다. Xiao and

Benbasat[41]은 추천 에이전트의 특성이 고객의 의사결정 프로세스 및 의사결정 결과물에 미치는 상관관계에 대한 조사를 과거의 선행연구에 대한 메타 분석을 통해 파악하였다. 추천에이전트 활용을 통해 고객의 의사결정에 도움을 줄 수 있음과 추천에이전트 평가에 미치는 영향요인을 분석하였다.

추천을 위해 사용되는 사용자 프로일파일링을 통한 개인정보 노출에 대한 우려와 추천성과간의 관계에 대한 연구도 진행되었다[4]. 추천효과에 대한 연구들은 선행연구를 조사하거나 설문이나 실험용 웹사이트를 구축하여 실험자의 반응을 측정하는 방식으로 이루어졌으나[19, 21, 40], 실제 전자상거래 사이트에서 추천에 따른 고객들의 반응과 경로이동 측정을 통해 추천효과를 파악하는 연구는 없었다.

2.3 클릭스트림 데이터를 이용한 고객방문 패턴 분석

클릭스트림 데이터는 사용자가 웹 사이트를 방문한 경로를 기록한 데이터로, 방대한 웹 사이트들에서 사용자의 이동 경로를 추적하여 사용자들의 이동경로간의 관계를 파악하는 데 활용된다[3, 8]. 클릭스트림 데이터는 사이트를 운용하는 업체 서버의 로그에서 얻어지거나 패널들이 보내오는 인터넷 방문 정보를 수집하는 기관으로부터 얻어진다. 원본 클릭스트림 데이터에는 방문한 웹페이지 주소, 사용한 브라우저 종류, 방문시간, 방문이전 URL과 같은 정보들이 포함되며, 패널데이터인 경우에는 패널의 인구정보를 활용할 수도 있다.

클릭스트림 데이터는 인터넷을 통한 선택에 관한 다양한 분야의 연구에 활용되어 왔다. 사이트내에서 이동경로 분석 및 예측[29]과 사용자의 웹 사이트 방문목적을 구분[25]하는데 활용되었다. Lee et al.[20]은 클릭스트림 데이터 분석을 통해 웹 사이트 이용패턴에 대한 이해를 높여주는 시각화(visualization) 시스템을 제시하였다. 여러 사이트들 중에서 특정 사이트를 선택하려하거나, 방문경

로를 분석하여 상품을 추천하는 연구들이 진행되었다[23, 24]. 또한 다음 방문시에 구매여부를 예측[27]과 여러 웹 사이트 간의 이동에 대한 모형화[31]에도 활용되었다. 따라서, 클릭스트림 데이터의 활용을 통해서 추천에 따른 고객의 이동경로변화와 상품방문 패턴변화에 대해 분석할 수 있다.

3. 연구가설

관련 연구에서 제시된 연구들의 연구모형과 기존의 연구결과를 활용하여 제 3장에 나온 세 가지 가설을 제시하였다.

상품 추천의 목적은 고객들의 과거 구매이력을 분석하여 고객이 방문한 상품과 연관된 상품을 제시하여 고객의 주의를 유도하고, 이를 통한 추가 판매를 늘릴려는 것이다[6, 36]. Tam and Ho [39]에서도 상품선택을 위한 도구와 함께 추천상품을 제시함으로써 고객으로부터 더 많은 주의를 얻을 수 있다고 분석하였다. 고객들은 정보과부화로 인해 원하는 정보를 찾는데 들이는 노력을 줄이기를 원한다. 따라서 고객이 방문한 상품 같은 정보를 활용하여 관련된 상품을 제시하는 것이 고객들에게 주의를 유도할 수 있다[21]. 따라서 다음과 같은 가설을 제시한다.

가설 1 : 상품페이지에서 관련 상품의 추천은 고객으로부터 추천된 상품에 대한 더 많은 주의를 유도할 것이다.

추천 상품에 대한 고객의 주의를 관련 상품으로 추천된 상품들 중에서 사용자가 방문한 상품의 수를 가지고 평가할 수 있다. 고객이 웹 사이트에서 방문한 상품이나 페이지의 숫자는 웹 사이트를 평가하는 척도의 중요한 지표중 하나이다[11].

고객이 방문한 페이지의 상품과 유사하거나 사용자들로부터 연관관계를 유추한 상품을 제시하는 것은 고객들에게 연관된 상품을 추천하는 것으로 인식될 것이다[39]. 자신이 방문한 상품과 연관된

상품들을 추천하기 때문에, 추천된 상품을 방문하였을 때 이 상품들을 평가하고 정보를 탐색하는 과정인 고려 행위를 더욱 유도할 것이다[40]. Tam and Ho[40]에서도 제시된 상품의 내용이 연관이 있을 경우에 제시된 상품을 기억(recall)하는 정도나 관련된 정보를 탐색하는 행위가 증가하는 것으로 분석되었다. Xiao and Benbasat[41]은 문헌연구를 통해 상품추천이 상품평가와 선호도 구성과 같은 고객의 의사결정 과정에 영향을 미치는 것으로 가설을 수립하였다. 이리인해 다음과 같은 가설을 제시하였다.

가설 2 : 상품페이지에서 관련 상품의 추천은 고객으로부터 추천된 상품에 대한 더 많은 고려를 유도할 것이다.

관련 상품에 대해서 얼마나 고려하였는지는 관련 상품을 방문하여 얼마동안 상품에 대한 정보를 얻는지와 한번 방문한 상품을 추후에 얼마나 중복해서 방문하는지를 가지고 고객의 해당 상품에 대한 고려정도를 측정할 수 있다. 인터넷 초기부터 웹 사이트를 평가하는데 있어서 중요한 지표중의 하나는 고착성(stickiness) 지표라고 불리는 방문시간이다[11]. 추천으로 제시된 상품을 방문하여 정보를 얻는데 활용하는 시간에 따라서 정보탐색과 같은 고려행위 정도를 평가할 수 있다.

Xiao and Benbasat[41]은 추천을 통해 의사결정 결과물인 상품선택에 영향을 미치는 것으로 가설을 제시하였으며, 선호도 고려여부가 개인화된 추천을 수용하는데에 중요하게 작용하는 것으로 분석되었다[39]. 또한, 연관된 상품을 제시하는 것이 최종선택과 같은 의사결정에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 분석되었다[40]. 실제 상품선택과 같은 행위는 아니지만 상품추천이 사이트에 대한 인지적 유용성이나 만족에 긍정적인 영향을 미치는 것으로도 분석되었으며[21, 40, 41], 기존 서비스 대신 개인화 추천을 제공하는 서비스로의 이전에도 영향을 미치는 것으로 분석되었다[13]. 이리인해 다

〈표 1〉 측정변수의 정의

측정변수	측정항목	정 의	관련연구
주의	방문상품수	연관상품으로 추천된 상품들을 방문한 회수	Danaher et al.(2006), Tam and Ho (2005), Tam and Ho (2006)
고려	방문시간	연관상품으로 추천된 상품들을 방문하여 해당 상품의 웹 페이지를 방문한 시간	Danaher et al.(2006), Tam and Ho (2005), Tam and Ho (2006)
	재방문 회수	연관상품으로 추천된 상품페이지를 추후에 다시 재방문하는 회수	Tam and Ho (2005)
수용	쇼핑카트 보관	연관상품으로 추천된 상품을 쇼핑카트에 보관하는 경우의 수	Tam and Ho (2005), Tam and Ho (2006), Xiao and Benbasat (2007)
	주문거래	연관상품으로 추천된 상품이 주문거래에 포함되는 경우	Tam and Ho (2005), Tam and Ho (2006), Xiao and Benbasat (2007)

〈표 2〉 수집 데이터

데이터집합	기 간	패널 사용자 수 ¹⁾	세션당 평균 방문 페이지 수	패널당 평균 세션 수	패널당 평균 방문 페이지 수
변경 전	2개월 (2006년 2월~2006년 3월)	177	19.1601	8.5706	164.2147
변경 후	2개월 (2006년 6월~2006년 7월)	194	18.8184	10.2474	192.8402

음과 같은 가설을 제시한다.

가설 3 : 상품페이지에서 관련 상품의 추천은 고객으로부터 추천된 상품에 대한 더 많은 수용을 유도할 것이다.

본 연구에서는 제시된 연구가설에 대한 주요 변수를 측정하기 위해 관련 선행 연구를 종합하여 <표 1>과 같이 측정항목을 정의하였다.

4. 분석 방안 및 결과

4.1 분석 데이터

본 연구 수행에 필요한 분석을 위해 패널들의 웹 사이트 방문 데이터를 수집하는 회사를 통해 K 인터넷 서점의 클릭스트림데이터를 <표 2>와 같이 수집하였다. 패널은 방문레코드 수를 기준으로 가

장 많은 방문 수를 가진 사용자를 200명 선정하였으며, 출판사 직원들만 이용할 수 있는 웹 페이지를 방문하여 출판사 직원으로 판단되는 패널들의 데이터를 삭제하였다.

<표 3>은 본 연구에 활용된 클릭스트림 데이터의 예시이며, <표 3>에 표시된 원래 데이터를 <표 4>와 같이 방문한 페이지의 유형, 상품정보, 체류 시간, 세션으로 정제한 데이터를 가지고 사용자들의 방문패턴을 분석하였다. 세션은 사용자 사이트를 방문하여 사이트 내부를 이동하다가 다른 사이트로 이동하기 까지를 하나의 세션으로 정하였으며, <표 3>의 한 행과 같이 방문한 URL이 기록된 경우를 방문 페이지로 정하였다.

2006년 5월 29일에 K 온라인 스토어 웹 페이지의 구조개선이 있었으며, 이를 통해 웹 사이트의 인터페이스 개선과 상품페이지에서 고객들의 구매행태와 방문행태 분석을 통한 상품추천을 강화하였다. 개선된 웹 페이지 출시이후에 기존 고객들을 대상으로 사이트 구조변경에 대해 알리는 캠페인과 기존 고객에게 도서할인 쿠폰을 발급하

1) 변경 전과 변경 후 두 데이터 집합에 중복된 패널의 수는 57명 이다.

<표 3> 클릭스트림 데이터 예제

고객ID	사이트명	방문 웹 페이지 주소	방문시각
100034	K	http://www.k.co.kr/main.jsp	2006-02-12 18:05:52
100034	K	http://www.k.co.kr/cgi-bin/KorBookCommonSearch.cgi? REQUERY_CHECK = N&INITIAL_CLICK = N&BEST_CHECK = Y&TOP_FIELD = total&ADD_FIELD = total&QUERY = 천자&SORT_FIELD = favor_score	2006-02-12 18:06:31
100034	K	http://www.k.co.kr/category/bookdetail/BookDetailView.jsp? BKIND = KOR&CATE = 090505& BARCODE = 9788990785503&FLAG = 0&CLICK = gPC	2006-02-12 18:07:04
100034	K	http://www.k.co.kr/category/booklist/BookList.jsp? BKIND = ENG&CATE = 20&CATEGORY = 0&NEWCLICK =	2006-02-12 18:07:39
100034	K	http://www.k.co.kr/cart/MiniCart.jsp	2006-02-12 18:07:58

주) 예제의 고객ID, 사이트명, 방문 웹 페이지 주소는 예시를 위해 사용된 것입니다.

<표 4> 정제된 데이터의 예제

ID	Session ID	고객ID	사이트명	방문페이지 유형	상품정보	체류시간
1	1	100034	K	Home	-	39
2	1	100034	K	Search	-	33
3	1	100035	K	Product	9788990785503	35
4	1	100035	K	Category	-	19
5	1	100035	K	Cart	-	45

여 변경된 사이트 이용을 유도하였다. [그림 2]는 사이트 구조개선 이후의 상품페이지 화면이며, 구

조 개선 전후의 상품페이지에 포함된 정보는 <표 5>와 같다.



[그림 2] 변경 후의 상품페이지 화면

〈표 5〉 상품페이지 구조

변경 전	변경 후
<ul style="list-style-type: none"> • 도서정보 (제목, 저자, 출판사, 출간일, 도서이미지, 가격, 도서상태, 예상 도착일, 도서분류) • 도서목차 • 현재 도서분야의 베스트 셀러 • 현재 도서분야의 근간 서적 	<ul style="list-style-type: none"> • 좌동
	<ul style="list-style-type: none"> • 출판사 코멘트 • 고객 도서 리뷰 • 관련 키워드 • 이 책과 함께 구매한 책들 • 이 책이 포함된 도서 리스트 • 저자의 다른 도서

사이트 구조개선을 통해 고객들 간의 도서정보를 공유할 수 있도록 하는 소셜 기능을 보강하였으며, 상품페이지에서 보여지는 도서와 관련된 도서를 추천하는 기능을 보완하였다.

〈표 5〉의 변경 후 부분에 굵게 표시된 부분이 추가된 부분이며, ‘이 책과 함께 구매한 책들’, ‘이 책이 포함된 도서 리스트’나 저자의 다른 도서와 같이 방문한 도서이외의 도서로의 다양한 링크를 추가로 제공하게 되었다. 또한 북로그라는 도서와 관련된 블로그를 개설하여 도서에 관한 정보를 축적하기 위한 플랫폼을 형성하였다.

4.2 웹 페이지 분류 및 전환 분석

Montgomery(2004)[29]의 연구에서 제시한 전

자상거래 사이트의 웹 페이지 분류기준에 기반을 두어 〈표 6〉과 같이 웹 페이지를 구분하였다. 방문 URL에 있는 주소를 추출하여 해당 주소가 속한 웹 페이지 분류에 할당하였다.

사이트 구조 변경 전의 웹 페이지간 이동경로는 〈표 7〉과 같으며, 변경 후의 웹 페이지간 이동경로는 〈표 8〉과 같다. 〈표 7〉과 〈표 8〉은 맨 왼쪽에 있는 열이 이전에 방문한 웹 페이지이며, 이전 방문페이지에 이어 다음으로 방문한 페이지의 비율이 오른쪽 열들에 정리되어있다. 따라서 한 행의 값들을 합하면 버림으로 인해 정확하지는 않지만 약 1이 된다. 변경 전에는 상품페이지를 주로 검색(0.2988), 분류(0.1688), 판촉(0.1664), 카드(0.1161), 상품(0.1072), 보관(0.1007) 페이지 방문

〈표 6〉 웹 페이지 분류

구분	설 명
홈	웹 사이트 메인 페이지
계정	웹 사이트의 계정을 관리하는 곳, 개인정보 갱신 및 과거 주문 정보 조회
검색	상품 검색 결과 페이지
분류	전자상거래 사이트에서 미리 분류해 놓은 분류기준에 따른 각 분야별 분류 페이지
상품	상품 정보를 보여주는 페이지, 상품에 대한 소개, 고객리뷰, 관련 상품 정보 제공
정보	웹 사이트 이용에 관한 정보를 제공하는 곳, 고객문의센터 포함
판촉	전자상거래 운영자가 할인행사나 마케팅캠페인과 같은 판촉 목적으로 만들어 놓은 페이지
소셜	북로그와 같이 고객들간의 도서정보를 공유하기 위한 목적으로 만들어 놓은 소셜(Social)공간
보관	방문한 고객이 추후 상품 재방문이나 구매를 목적으로 상품을 보관하여 놓는 페이지
카드	장 바구니 페이지
주문	장바구니에 있는 상품을 주문 하는 페이지

〈표 7〉 변경 전 페이지 전환 매트릭스

이전 페이지	현재 페이지										
	홈	계정	검색	분류	상품	정보	관측	소셜	보관	카트	주문
홈	0.2048	0.0955	0.3065	0.1278	0.0389	0.0111	0.1128	0.0066	0.0473	0.0478	0.0009
계정	0.1475	0.4046	0.0267	0.0074	0.0415	0.0184	0.0258	0	0.2857	0.0295	0.0129
검색	0.0293	0.0034	0.5852	0.0472	0.2998	0.0028	0.0094	0.0006	0.0043	0.0132	0.0048
분류	0.0191	0.005	0.1785	0.5263	0.1688	0.0018	0.0253	0.0239	0.0116	0.0387	0.0009
상품	0.0236	0.0109	0.3408	0.2555	0.1072	0.0012	0.0438	0.058	0.0286	0.1303	0
정보	0.0607	0.0607	0.0583	0.0291	0.0073	0.6723	0.0194	0.0024	0.0825	0.0073	0
관측	0.1217	0.0408	0.0501	0.0455	0.1664	0.01	0.4833	0.004	0.0421	0.0221	0.014
소셜	0.0367	0.0092	0.0734	0.578	0.0229	0	0.0183	0.2064	0.0092	0.0459	0
보관	0.0719	0.0941	0.0516	0.0144	0.1007	0.017	0.032	0.0007	0.5719	0.0458	0
카트	0.0547	0.0456	0.1793	0.0729	0.1161	0.003	0.0243	0.0006	0.0231	0.3538	0.1264
주문	0.1667	0.0291	0.0612	0.0092	0.0015	0.0031	0.0474	0	0.0199	0.0443	0.6177

〈표 8〉 변경 후 페이지 전환 매트릭스

이전 페이지	현재 페이지										
	홈	계정	검색	분류	상품	정보	관측	소셜	보관	카트	주문
홈	0.1167	0.1237	0.2721	0.1774	0.0589	0.0142	0.2042	0.0086	0.0011	0.0224	0.0007
계정	0.0721	0.6493	0.0516	0.0104	0.0362	0.0114	0.0859	0.0148	0.0058	0.0516	0.011
검색	0.0392	0.0193	0.4959	0.0117	0.3358	0.0013	0.0185	0.0228	0.0003	0.0503	0.0051
분류	0.0488	0.01	0.0646	0.5997	0.2278	0.0003	0.0251	0.0041	0.0017	0.0172	0.0007
상품	0.0422	0.0322	0.2742	0.0971	0.2634	0.0019	0.1289	0.0204	0.0082	0.1178	0.0137
정보	0.0741	0.0856	0.0278	0.0023	0.0046	0.7685	0.0162	0.0023	0	0.0139	0.0046
관측	0.0685	0.166	0.0474	0.0181	0.1935	0.0025	0.4597	0.003	0.0005	0.0282	0.0126
소셜	0.0812	0.0399	0.2023	0.0228	0.0897	0.0199	0.4274	0.0413	0.0556	0.0071	0.0128
보관	0.0753	0.0452	0.0151	0.009	0.1536	0.003	0.003	0.0151	0.6024	0.0753	0.003
카트	0.0701	0.0768	0.1397	0.0267	0.1588	0.0005	0.0277	0.0186	0.0067	0.2489	0.2256
주문	0.047	0.0615	0.0114	0.0027	0.0059	0.0016	0.067	0.0004	0.0008	0.0427	0.7591

이후에 방문하였으며, 사이트 구조 변경 이후에는 검색(0.3358), 상품(0.2634), 분류(0.2278), 관측(0.1935), 카트(0.1588), 보관(0.1536)을 통해 방문하였다. 여기서 카트 방문후에 상품페이지를 다시 방문한 경우는 이전 상품페이지로 돌아간 경우와 카트페이지에 추천된 연관상품을 방문한 경우를 모두 포함하고 있다. 일반적으로 많은 수의 전자상거래 사이트가 고객이 처음 방문하는 페이지인 홈에 많은 상품을 노출시키기 위해 노력하고 있

으나 홈 페이지에서 상품에 접근 하는 비율은 매우 적은 것으로 분석되었다.

사이트 구조 변경을 통해 상품페이지에서 관련 상품들을 추천하면서 상품페이지를 방문한 후에 다른 상품페이지를 방문하는 비율이 높아진 것을 볼 수 있다. 변경 전에는 상품페이지를 방문한 후에 다른 상품페이지를 방문하는 경우의 비율이 10.72%였으나, 변경 후에는 26.34%로 증가한 것을 볼 수 있다.

4.3 분석 결과

웹 페이지 방문 동안에 신규로 방문한 상품의 경로를 분석하였다. 신규로 방문한 상품의 URL 바로 전의 웹 페이지를 <표 6>에 구분된 페이지 분류에 따라 분류하였다. 처음으로 방문한 이후에 중복해서 상품 페이지를 방문한 경우는 분석에서 제외하였다. <표 9>이 신규 방문 상품의 경로를 각 웹 페이지별 비율로 표현한 것이다.

<표 9> 신규 방문 상품의 경로분석

	방문 경로	
	변경 전	변경 후
홈	0.0265	0.0375
계정	0.0019	0.0121
검색	0.6277	0.4929
분류	0.1928	0.1681
상품	0.0510	0.1203
정보	0.0000	0.0003
판촉	0.0563	0.1253
소셜	0.0026	0.0093
보관 ²⁾	0.0252	0.0071
카트	0.0153	0.0265
주문	0.000	0.000

사이트 구조 변경 전에는 검색, 분류, 판촉, 상품 순으로 신규 상품에 접근하는 비율이 높았으며, 변경 후에도 마찬가지로 검색, 분류, 판촉, 상품 순으로 신규 상품에 접근하는 것으로 분석되었다. 순위에는 변동이 없었지만 사이트 변경 후에 상품 페이지를 통해 신규 상품에 접근하는 비율이 많이 증가한 것을 볼 수 있다(0.0510 → 0.1203). 판촉도 많은 비율이 증가한 것으로 볼 수 있으며, 이에 따라 검색과 분류를 통한 신규 상품 접근 비율이 상대적으로 감소하였다. 판촉에 의한 접근 비율은 데이터 수집 시기의 판촉 프로그램에 따라 영향을 받은 것으로 분석할 수 있다. 페이지 전환 매트릭스 분석과 마찬가지로 홈 페이지를 통해 신규 상품을 방문하는 비율은 높지 않은 것으로 분석되었다.

가설 1에 대한 검증을 위해 제시된 관련 상품을 고객이 얼마나 방문하였는지를 분석하였다.

사용자가 사이트 구조 변경 전과 변경 후에 사이트를 방문하여 상품을 얼마나 방문하는 지를 아래 <표 10>과 같이 비교하였다.

변경 전과 변경 후의 사용자당 평균 방문 상품의 수는 변경 후에 약간 줄기는 하였으나 통계적으로 유의하지는 않았으며, 사용자당 평균 고유(unique)

<표 10> 고객의 방문 상품 분석

데이터집합	변경 전 Avg.(std)	변경 후 Avg.(std)	t-test (p-value)
사용자당 평균 방문 상품 수	23.3672 (35.848)	21.3195 (34.868)	0.557 (0.578)
사용자당 평균 고유 방문 상품 수	17.5141 (29.919)	16.8917 (19.526)	0.239 (0.811)
사용자당 검색으로 방문한 고유 상품 수의 평균	10.8305 (26.315)	8.1288 (11.942)	1.292 (0.197)
사용자당 분류로 방문한 고유 상품 수의 평균	3.3276 (5.693)	2.7731 (4.245)	1.069 (0.286)
사용자당 상품페이지를 통해 방문한 고유 상품 수의 평균	0.8813 (2.130)	1.5927 (3.279)	-2.453* (0.015)

주) * 유의수준 alpha = 0.05.

2) 보관에서 처음 방문한 상품이 기록된 이유는 데이터 수집 이전에 보관함에 등록된 상품을 데이터 수집 기간에 방문한 경우로 판단된다.

방문 상품 수 또한 변경 후에 약간 줄기는 하였으나 통계적으로 유의하지 않았다. 이를 통해 변경 전과 변경 후에 방문한 상품의 수는 유사하다고 판

단할 수 있다. 마찬가지로 검색과 분류를 통해 방문한 고유한 상품의 수는 변경 전과 변경 후가 통계적으로 유사한 것으로 분석되었으나, 상품페이지를 통해 방문한 상품(관련 상품 추천을 통해)의 수는 변경 전보다 변경 후에 방문한 상품수가 통계적으로 유의(p-value = 0.015)하게 증가하였다. 따라서, 사이트 구조 변경을 통해 상품페이지에서 관련 상품추천을 통해 사용자로부터 추천 상품에 대한 주의를 더욱 유도한 것으로 볼 수 있다.

가설 2에 대한 검증을 위해 고객이 관련 상품으로 제시된 상품에 대해서 얼마나 고려하는지를 상품의 방문시간과 처음 방문후 추후에 재방문하는 회수로 분석하였다. <표 11>이 각 페이지 유형별 로 사이트 구조 변경 전과 변경 후의 상품 방문 시

간을 비교한 것이다. 사이트 구조 변경이 주요한 이유라고 설명하기는 어렵지만 사용자와 계절적인 요인에 의해 전체적으로 변경 후에 세션당, 상품당 평균 방문시간이 감소하였다. 처음 방문한 상품의 방문 시간도 감소하였으며, 검색과 분류를 통해 처음 방문한 상품의 방문시간도 통계적으로 유의하게 감소하였다. 다만 상품페이지에서 관련 상품으로 제시된 상품을 방문한 경우에는 사이트 구조 변경 후에 방문 시간이 줄기는 하였지만 통계적으로 유의하지 않았다. 변경 전과 변경 후 방문시간이 유사하다고 볼 수 있으며, 다른 유형의 평균 방문시간이 통계적으로 유의하게 감소하는 상황에서 방문 시간이 변경 전과 유사하다는 것은 고객들이 관련 상품으로 추천된 상품에 대한 고려를 더 한것으로

<표 11> 고객의 상품 방문시간 분석

구 분	변경 전 Avg.(std)	변경 후 Avg.(std)	t-test (p-value)
세션당 평균 방문시간	623.18 (1026.164)	478.9482 (676.391)	5.003* (0.0001)
상품당 평균 방문시간	48.3445 (110.466)	35.1602 (57.069)	7.594* (0.0001)
처음 방문 상품의 평균 방문시간	52.3048 (113.982)	43.5154 (63.536)	3.830* (0.000)
검색으로 처음 방문한 상품의 평균 방문시간	61.5028 (125.900)	46.4990 (69.320)	4.234* (0.0001)
분류로 처음 방문한 상품의 평균 방문시간	34.6400 (88.963)	44.0185 (59.019)	-2.065 (0.039)
상품페이지를 통해 처음한 방문한 상품의 평균 방문시간	62.0448 (133.775)	51.1488 (74.907)	1.125 (0.261)

주) * 유의수준 alpha = 0.05.

<표 12> 고객의 상품 중복 방문 분석

구 분	변경 전 Avg.(std)	변경 후 Avg.(std)	t-test (p-value)
검색으로 처음 방문한 상품의 중복 방문 회수	1.238 (0.811)	1.453 (0.914)	-2.397* (0.017)
분류로 처음 방문한 상품의 중복 방문 회수	0.681 (0.736)	1.003 (1.382)	-2.761* (0.006)
상품페이지에서 처음 방문한 상품의 중복 방문 회수	0.435 (0.677)	0.623 (0.854)	-2.333* (0.020)

주) * 유의수준 alpha = 0.05.

볼 수 있다. 또한 변경 전과 변경 후 모두 가장 오랜 평균 방문시간을 보이는 경우는 상품페이지에서 추천된 상품을 방문한 경우인 것을 볼 수 있다.

또한 <표 12>와 같이 검색, 분류와 상품페이지를 통해 처음 방문한 상품을 향후에 얼마나 재방문하는지를 분석하였다. 검색, 분류와 상품페이지를 통해 처음 방문한 상품을 재방문하는 회수가 사이트 변경 후에 모두 증가한 것을 볼 수 있다. 특히 상품페이지에서 처음 방문한 상품을 재방문하는 회수는 변경 전에는 평균 0.435회에서 변경 후에는 평균 0.623회로 증가하였으며, 증가정도는 통계적으로 유의하였다(p-value = 0.020). 다른 주요한 경로를 통해 처음 방문한 상품의 중복 방문 회수도 증가하여서, 상품페이지를 통해 방문한 상품의 중복 방문 회수가 증가한 것이 모두 연관 상품 추천에 의한 것이라고 판단하기는 어렵지만 중복방문 빈도가 증가한 것은 확인할 수 있었다.

방문 시간과 중복 방문정도를 변경 전과 변경 후로 비교하였을 때 상품 추천을 보강한 변경 후에 관련 상품으로 추천된 상품을 더 오랜 동안 방문하였으며, 처음 방문 이후에 재방문하는 빈도도 더욱 높아졌다.

가설 3의 검증을 위해 고객이 상품 추천을 통해 제시된 상품을 얼마나 카트에 보관하는지와 추천을 통해 처음 방문한 상품이 주문 거래에 포함되는 수를 비교분석하였다. 전자상거래에서 관련 상품으로 제시된 상품을 얼마나 수용하였는지는 실제 구매행

위로 이어졌는지를 판단하는 것과 해당 상품을 구매하기 전 과정인 상품카트에 올렸는지를 가지고 평가할 수 있다. 카트에 포함된 경우에는 주문될 가능성이 증가하는 것으로 볼 수 있으며, 카트에 포함된 상품 보관을 통해 추후에 상품을 구매할 가능성이 존재하기 때문에 카트에 상품을 올리는 행위도 관련 상품 추천을 받아들이는 것으로 판단할 수 있다.

<표 13>에서 살펴볼 수 있듯이, 사용자당 평균적으로 카트에 보관하는 상품의 수는 변경 전 평균 2.791개와 변경 후 3.119개이며, 변경 전과 변경 후 평균 카트 보관 상품 수는 통계적으로 유사한 것으로 볼 수 있다. 검색으로 처음 방문한 상품이 카트에 보관되는 수와 분류로 처음 방문한 상품이 카트에 보관되는 수는 p-value가 0.102와 0.273으로 두 경우 모두 변경 전과 변경 후에 동일한 것으로 볼 수 있다. 상품페이지를 통해 처음 방문하게된 상품이 카트에 보관되는 수는 변경 전 평균 0.056개에서, 변경 후 0.155개로 증가하였으며, 통계적으로 유의하게 증가한 것으로 분석되었다.

위 분석에서 유의할 사항은 카트에 올려진 이후에 고객에 의해 상품카트에 올려진 상품이 제거될 수 있다. 클릭스트림데이터를 활용하는 경우에는 카트에서 상품을 제거하는 페이지를 방문하였다는 것은 파악할 수 있으나 어떠한 상품이 제거되었는지를 분석할 수 없기 때문에 위 분석결과는 일단 카트에 올려진 상품의 수를 비교한 것이다.

<표 13> 고객의 상품 카트 보관 분석

구 분	변경 전 평균 (std)	변경 후 평균 (std)	t-test (p-value)
사용자당 평균 카트 보관 상품 수	2.791 (4.750)	3.119 (8.702)	-0.444 (0.657)
사용자당 검색으로 처음 방문 상품의 카트 보관 수	1.859 (3.878)	1.304 (2.562)	1.638 (0.102)
사용자당 분류로 처음 방문 상품의 카트 보관 수	0.463 (1.113)	0.356 (0.757)	1.097 (0.273)
사용자당 상품페이지에서 처음 방문 상품의 카트 보관 수	0.056 (0.409)	0.155 (0.485)	-2.097* (0.037)

주) * 유의수준 alpha = 0.05.

<표 14> 고객의 상품 주문 거래 분석

구 분	변경 전 평균 (std)	변경 후 평균 (std)	t-test (p-value)
세션당 평균 주문 거래 수	0.0777 (0.432)	0.1011 (0.351)	-1.763 (0.078)
사용자당 평균 주문 거래 수	0.667 (1.334)	1.036 (1.562)	-2.438* (0.015)
검색으로 신규 방문한 상품의 주문 포함 수	0.695 (1.858)	0.655 (1.570)	0.226 (0.821)
분류로 신규 방문한 상품의 주문 포함 수	0.158 (0.664)	0.160 (0.539)	-0.026 (0.980)
상품페이지에서 신규 방문한 상품의 주문 포함 수	0.068 (0.495)	0.062 (0.316)	0.139 (0.890)

주) * 유의수준 alpha = 0.05.

고객이 상품추천을 통해 처음 방문하게 된 상품을 얼마나 구매하는지를 분석하였다. <표 14>가 사이트 구조 변경 전의 주문거래 행위와 변경 후의 주문거래 행위를 비교한 것이다. 주문거래 분석에 대한 결과를 해석하기 전에 본 연구에 활용된 클릭스트림데이터의 한계로 인해 실제 주문여부와 주문된 책의 권수를 확인할 수 없다. 즉, 사용자가 주문 단계에서 장바구니에 있는 책을 삭제할 수 있으며 권수 또한 변경가능하다. 따라서 구체적으로 어떤 책이 주문되었는지를 파악하기는 어려우며, 주문거래가 발생한 경우는 주문거래가 발생한 세션에서 장바구니에 올려진 책들이 주문에 포함된 것으로 가정하였다. 세션당 평균 주문 거래 수와 사용자당 평균 주문 거래수는 완료된 주문의 횟수를 뜻하며, 완료된 주문도 향후에 고객에 의해 취소될 수 있기 때문에 파악된 수치와 차이가 있을 수 있다.

세션당 평균 주문 거래 수와 사용자당 평균 주문 거래 수는 완료된 주문거래의 수를 측정하였으며, 구조 변경 후 세션당 평균 주문 거래수는 변경 전과 동일하였으나 사용자당 평균 주문 거래수는 변경 후에 증가한 것을 볼 수 있다. 사용자당 평균 주문 거래 수 증가에 사이트 구조개선 이후에 지급된 도서할인 쿠폰이 어느 정도 영향이 미친 것을 고려하여 결과를 해석할 필요가 있다. 구체적으로

어떤 경로를 통해 처음 방문한 상품이 주문거래에 포함되었는지를 주문거래에 포함된 책들의 최초 방문 경로를 분석하였다. 검색, 분류와 상품추천을 통해 처음 방문한 상품이 주문거래에 포함된 수는 사이트 구조 변경 전과 변경 후에 동일한 것으로 파악되었다.

<표 15>는 경로별로 처음 방문한 상품이 전체 주문에 포함된 비율을 비교한 것이다. 신규 방문한 경로별로 주문에 포함된 권수를 통계적으로 비교하였을때는 유의한 차이를 보이지는 않았지만, 변경 후에 홈, 상품을 통해 신규로 방문한 상품이 주문에 포함되는 비율이 약간 증가한 것으로 볼 수 있다.

<표 15> 주문 상품의 신규 방문 경로분석

	방문 경로	
	변경 전	변경 후
홈	0.0539	0.0937
검색	0.6029	0.5669
분류	0.1372	0.1383
상품	0.0588	0.0848
관측	0.1323	0.1160
보관	0.0147	0

5. 토 의

5.1 의의와 시사점

기존의 연구들이 웹 사이트에서의 추천이 사용자에게 미치는 영향을 분석하기 위하여 다양한 실험을 실시하였다. 실험은 대부분이 실험대상자를 위한 웹 사이트를 활용하여 실험군별로 다른 페이지를 보여주어 실험군별로 어떠한 차이가 있는지를 분석하는 방안을 통해 이루어 졌다. 본 연구는 실험을 위한 웹 사이트 제작대신 실제 전자상거래 사이트의 방문 클릭스트림 데이터를 분석하여 콘텐츠와 연관된 상품을 추천하는 것이 고객의 추천된 상품에 대한 주의, 고려와 구매에 미치는 영향을 분석하였다.

검색과 분류를 통해 새로운 상품에 접근하는 경우가 여전히 많은 비율을 차지하고 있지만, 이는 목적지향적인 고객들의 상품탐색과 정보탐색을 위한 경우라고 볼 수 있다. 검색과 분류 항목 다음으로는 판촉과 상품추천을 통해 신규 상품에 많이 방문하는 것으로 파악되었다. 검색과 분류와는 다르게 목적지향적이라기 보다는 정보탐색과 재미적인 부분과 많이 관련되는 것으로 볼 수 있다.

콘텐츠와 연관된 상품추천을 통해 고객으로부터 추천된 상품에 대한 주의를 더욱 유도할 수 있었다. 제시된 연관 상품을 클릭하여 방문하는 빈도가 사이트 구조 변경 전보다 변경 후에 증가하였다. 제시된 연관 상품을 클릭하여 방문한 상품에 대해 변경 전보다 변경 후에 더 많은 시간 동안 방문하여 정보를 탐색하며, 처음 방문이후에도 추가로 재방문하는 빈도가 증가하였다. 상품페이지에 대한 방문시간과 상품페이지 방문 회수는 상품에 대해 고려하는 행동을 보이는 것으로 볼 수 있다. 콘텐츠와 연관된 상품을 추천한 경우에 제시된 상품을 클릭하여 처음 방문한 상품을 정보탐색과 재방문후에 카트에 올리는 경우는 변경 전 보다 더욱 늘어난 것을 볼 수 있으나, 이러한 상품이 주문거래에 포함된 경우는 구조 변경 전과 후에 차이가 없었

다. 주의와 고려 단계까지는 통계적으로 유의한 차이를 보였으나, 구매와 같은 의사결정 및 행동단계에는 아직 목적지향적인 경로를 통해 방문한 상품을 구매하는 경우가 많은 비중을 차지하였다. 하지만, 추천을 통해 방문한 상품이 주문거래에 포함되는 비율은 상승한 것을 볼 수 있었다.

연구의 이론적 기여는 과거에 사용자의 설문이나 실험을 통해 상품추천이 고객의 주의유도, 고려에 영향을 미친다는 연구결과를 전자상거래 사이트의 실제 방문로그 분석을 통해 다시 한번 확인하였다. 실험이나 설문조사 방안이 가질 수 있는 한계 중의 하나는 실제 사용환경에서도 이러한 효과가 검증될 수 있을지에 대한 의문인데, 본 연구를 통해 과거연구들의 이러한 부분에 대한 우려를 제거할 수 있을 것이다. 다만, 상품 추천이 추천된 상품에 대한 사용자의 구매와 같은 행위들에도 긍정적인 영향을 미친다는 결과에 대해서는, 상품을 카트에 올려놓는 행위와 상품주문에 대해서는 다소 엇갈리는 결과를 보이고 있다. 상품 추천을 통해 처음 접하게 된 상품이 주문에 포함되는 비율이 사이트 구조 변경 전과 후에 통계적으로 유의한 차이가 없었으나, 주문에 포함된 상품을 처음 접근한 경로를 분석한 결과는 상품 추천을 통한 방문이 차지하는 비율이 약간 증가하였다.

또한, Amazon.com의 'Recommended for You'나 추천 에이전트같은 상품 추천을 위한 전용 시스템을 통한 추천 뿐만이 아니고 상품 페이지내에서 연관 상품을 추천하는 것 또한 사용자의 의사결정에 비슷한 과정을 거쳐 영향을 미친다는 것을 확인하였다.

전자상거래 사이트 운영과 관련된 시사점은 다음과 같이 두 가지로 정리해 볼 수 있다. 처음으로, 검색, 분류를 통해 상품을 방문하는 것이 대부분을 차지하고 있지만 정보검색이라는 차원에서 사용자가 방문한 상품과 연관되는 상품 추천을 통해 더욱 많은 상품을 방문하게 할 수 있다는 것이다. 둘째는, 전자상거래 사이트들이 대부분 메인페이지에 많은 상품들을 전시하려는 경향이 있다. 메인페이

지를 다 보기 위해서는 마우스를 수없이 아래로 스크롤하여야 한다. 본 연구의 분석에서 메인페이지를 통해 실제로 상품을 방문하는 경우의 비율은 높지 않은 것으로 분석되었다. 따라서, 메인페이지 보다는 상품 페이지에 충실한 정보제공과 관련상품추천을 통해 사용자의 탐색비용을 줄이고 해당 사이트에 더 오래 머무르게 할 수 있을 것이다.

5.2 연구의 한계

클릭스트림 데이터를 활용하여 실제 사용자들의 방문경로 추적을 통해 다양한 요인들의 효과를 검증할 수 있는 긍정적인 면이 있으나, 실제로 어떠한 상품이 주문되었는지 혹은 어떤 상품이 장바구니에서 제거되었는지와 같은 구매나 주문과 관련된 정보들은 방문 페이지 URL로 파악할 수 없다는 한계가 있다. 이에 따라 본문의 분석결과에서 언급하였지만 장바구니에 한번 올려진 상품이 추후에 제거된 경우를 파악하기 어려우며, 주문을 한 경우에는 주문이벤트 이전에 장바구니에 올려진 모든 상품이 주문에 포함된 것으로 추정하고 분석을 수행하였다. 장바구니에서 상품을 변경하거나 주문과정에서 수량이나 상품을 변경하는 경우가 아주 많은 비율을 차지하지는 않지만 빈번히 발생하기 때문에, 이러한 점이 분석결과에 빠져있는 것을 고려하여야 한다.

또한 실험이나 설문조사방법처럼 영향요인에 대한 확실한 통제를 통해 실험환경을 구성하지 못하기 때문에 계절적인 요인과 같은 다른 요인들에 의한 영향요인이 있을 수도 있다. 또한 하나의 인터넷 서점의 데이터를 활용하였기 때문에 분석된 결과를 다른 인터넷 몰에 적용하기에는 무리가 따를 수 있다.

참고 문헌

- [1] Adomavicius, G. and A. Tuzhilin, "Personalization technologies : a process-oriented perspective," *Communication of the ACM*, Vol.48, No.10(2005), pp.83-90.
- [2] Ansari, A., S. Essegiaier, and R. Kohli, "Internet Recommendation Systems," *Journal of Marketing Research*, Vol.37, No.3 (2000), pp.363-375.
- [3] Awad, N.F., J.L. Jones, and J. Zhang, "Does Search Matter? Using Online Clickstream Data to Examine the Relationship Between Online Search and Purchase Behavior," *Proceedings of Twenty-Seventh International Conference on Information Systems*, Milwaukee, 2006, pp.915-926.
- [4] Awad, N.F. and M.S. Krishan, "The Personalization Privacy Paradox : An Empirical Evaluation of Information Transparency and The Willingness to be Profiled Online for Personalization," *MIS Quarterly*, Vol. 30, No.1(2006), pp.13-28.
- [5] Balabanovic, M. and Y. Shoham, "Fab : Content-based, Collaborative recommendation," *Communication of the ACM*, Vol. 40, No.3(1997), pp.66-72.
- [6] Bodapati, A.V., "Recommendation Systems with Purchase Data," *Journal of Marketing Research*, Vol.14(2008), pp.77-93.
- [7] Breese, J.S., D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," *Proceedings of the Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Madison, WI, USA, 1998.
- [8] Bucklin, R.E., J.M. Lattin, A. Ansari, S. Gupta, D. Bell, E. Coupley, J.D.C. Little, C. Mela, A. Montgomery, and J. Steckel, "Choice and the Internet : From Clickstream to Research Stream," *Marketing Letters*, Vol.13, No.3(2002), pp.245-258.

[1] Adomavicius, G. and A. Tuzhilin, "Personalization technologies : a process-oriented

- [9] Cho, Y.B., Y.H. Cho, and S.H. Kim, "Mining changes in customer buying behavior for collaborative recommendations," *Expert Systems with Applications*, Vol.28, No.2(2005), pp.359-369.
- [10] Claypool, M., A. Gokhale, T. Miranda, P. Murnikov, D. Netes, and M. Sartin, *Combining Content-Based and Collaborative Filters in an Online Newspaper*, Worcester Polytechnic Institute, 1999.
- [11] Danaher, P.J., G.W. Mullarkey, and S. Essegai, "Factors affecting Web site visit duration : A cross-domain analysis," *Journal Of Marketing Research*, Vol.43, No. 2(2006), pp.182-194.
- [12] Herlocker, J.L., J.A. Konstan, L.G. Terveen, and J.T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems," *ACM Transactions on Information Systems*, Vol.22, No.1(2004), pp.5-53.
- [13] Ho, S.Y. and S.H. Kwok, "The Attraction of Personalized Service for Users in Mobile Commerce : An Empirical Study," *ACM SIGecom Exchanges*, Vol.3, No.4(2003), pp. 10-18.
- [14] Kim, B.M., Q. Li, C.S. Park, S.G. Kim, and J.Y. Kim, "A new approach for combining content-based and collaborative filters," *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol.27, No.1(2006), pp.79-91.
- [15] Kim, C.Y., J.K. Lee, Y.H. Cho, and D.H. Kim, "Viscors : A Visual-Content Recommender for the Mobile Web," *IEEE Intelligent Systems*, Vol.19, No.6(2004), pp.32-39.
- [16] Kim, J.K., Y.H. Cho, W.J. Kim, J.R. Kim, and J.H. Suh, "A personalized recommendation procedure for Internet shopping support," *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol.1, No.3-4(2002), pp. 301-313.
- [17] Kim, J.W., B.H. Lee, M.J. Shaw, H.L. Chang, and M. Nelson, "Application of decision-tree induction techniques to personalized advertisements on Internet storefronts," *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.5, No.3(2001), pp.45-62.
- [18] Konstan, J.A., B.N. Miller, D. Maltz, J. L. Herlocker, L.R. Gordon, and J. Riedl, "GroupLens : Applying collaborative filtering to USENET news," *Communication of the ACM*, Vol.40, No.3(1997), pp.77-87.
- [19] Kumar, N. and I. Benbasat, "The Influence of Recommendations and Consumer Reviews on Evaluations of Websites," *Information Systems Research*, Vol.17, No.4 (2006), pp.425-439.
- [20] Lee, J., M. Podlaseck, E. Schonberg, and R. Hoch, "Visualization and Analysis of Clickstream Data of Online Stores for Understanding Web Merchandising," *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.5 (2001), pp.59-84.
- [21] Liang, T.-P., H.-J. Lai, and Y.-C. Ku, "Personalized Content Recommendation and User Satisfaction : Theoretical Synthesis and Empirical Findings," *Journal of Management Information Systems*, Vol.23, No. 3(2007), pp.45-70.
- [22] Linden, G., B. Smith, and J. York, "Amazon.com Recommendations : Item-to-item Collaborative Filtering," *IEEE Internet Computing*, Vol.7, No.3(2003), pp.76-80.
- [23] Mobasher, B., H. Dai, T. Luo, and M. Nakagawa, "Effective Personalization Based on Association Rule Discovery from Web

- Usage Data," *Proceedings of WIDM 2001*, Atlanta, GA, USA, 2001, pp.9-15.
- [24] Mobasher, B., H. Dai, T. Luo, and M. Nakagawa, "Improving the Effectiveness of Collaborative Filtering on Anonymous Web Usage Data," *Proceedings of Workshop Intelligent Techniques for Web Personalization, IJCAI-2001*, Seattle Washington, 2001, pp.53-60.
- [25] Moe, W.W., "Buying, Searching, or Browsing : Differentiating Between Online Shoppers Using In-Store Navigational Clickstream," *Journal of Consumer Psychology*, Vol.13, No.1-2(2003), pp.29-39.
- [26] 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.
- [27] Moe, W.W. and P.S. Fader, "Dynamic Conversion Behavior at E-Commerce Sites," *Management Science*, Vol.50, No.3(2004), pp.326-335.
- [28] Montgomery, A.L., "Applying Quantitative Marketing Techniques to the Internet," *Interfaces*, Vol.31, No.2(2001), pp.90-108.
- [29] Montgomery, A.L., S. Li, K. Srinivasan, and J.C. Liechty, "Modeling Online Browsing and Path Analysis Using Clickstream Data," *Marketing Science*, Vol.23, No.4(2004), pp.579-595.
- [30] Nakamoto, R., S. Nakajima, J. Miyazaki, and S. Uemura, "Tag-Based Contextual Collaborative Filtering," *Proceedings of DEWS2007*, Hiroshima, Japan, 2007, pp.25-30.
- [31] Park, Y.-H. and P.S. Fader, "Modeling Browsing Behavior at Multiple Websites," *Marketing Science*, Vol.23, No.3(2004), pp.280-303.
- [32] Resnick, P., N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens : an open architecture for collaborative filtering of netnews," *Proceedings of Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work* Chapel Hill, North Carolina, United States 1994, pp.175-186.
- [33] Resnick, P. and H.R. Varian, "Recommender systems," *Communications of the ACM*, Vol.40, No.3(1997), pp.56-58
- [34] Rojsattarat, E. and N. Soonthornphisaj, "Hybrid Recommendation : Combining Content-Based Prediction and Collaborative Filtering," *Proceedings of IDEAL 2003, LNCS 2690*, 2003, pp.337-344.
- [35] Sarwar, B., G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl, "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," *Proceedings of Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, Hong Kong, 2001, pp.285-295.
- [36] Schafer, J.B., J. Konstan, and J. Riedl, "Recommender Systems in E-Commerce," *Proceedings of E-Commerce*, Denver, Colorado, 1999, ACM, pp.158-166.
- [37] Schafer, J.B., J.A. Konstan, and J. Riedl, "E-Commerce Recommendation Applications," *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.5, No.1-2(2001), pp.115-153.
- [38] Swaminathan, V., "The Impact of Recommendation Agents on Consumer Evaluation and Choice : The Moderating Role of Category Risk, Product Complexity, and Consumer Knowledge," *Journal of Consumer Psychology*, Vol.13, No.1-2(2003), pp.93-101.

- [39] Tam, K.Y. and S.Y. Ho, "Web Personalization as a Persuasion Strategy : An Elaboration Likelihood Model Perspective," *Information Systems Research*, Vol.16, No. 3(2005), pp.271-291.
- [40] Tam, K.Y. and S.Y. Ho, "Understanding The Impact of Web Personalization on User Information Processing and Decision Outcomes," *MIS Quarterly*, Vol.30, No.4 (2006), pp.865-890.
- [41] Xiao, B. and I. Benbasat, "E-Commerce Product Recommendation Agents : Use, Characteristics, and Impact," *MIS Quarterly*, Vol.31, No.1(2007), pp.137-209.