

# 클릭스트림 데이터를 활용한 전자상거래에서 상품추천이 고객 행동에 미치는 영향 분석

이홍주

가톨릭대학교 경영학부  
경기도 부천시 원미구 역곡2동  
Tel: +82-2-2164-4009, E-mail: hongjoo@catholic.ac.kr

## 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 relationships 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.*

## Keywords:

Product Recommendation, Customer Behavior, e-Commerce, Clickstream Data

## Introduction

인터넷의 발달과 더불어 우리는 다양한 원천으로부터 쏟아지는 정보의 홍수시대에 살고 있다. 이러한 다양한 원천으로부터 내가 관심 있는 정보나 상품만을 걸러서 효율적인 의사결정을 도와 주거나, 고객의 탐색비용을 줄여 고객충성도 향상과 판매증진을 위한 노력들이 진행되어 왔다[12,17]. 현재까지의 상품추천에 대한 많은 기술적인 연구들은 추천 수행 단계에 활용되는 알고리즘들의 성과를 향상시키는 것에 중점을 두어왔다[1,4].

기술적인 연구에 비해서는 많은 연구가 진척되지는 않았지만 고객 반응에 기반한 추천 성과에 대한 연구들은 설문조사와 실험을 통한 행태적인 연구형태로 진행되어 왔다[6,15,16].

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 방문데이터인 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[8,9,10,11].

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.

## Literature Review

추천 시스템의 효과를 측정하는 방식은 추천 방안들의 정확성을 측정하는 데에 중점을 두어왔다[4]. 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[4]. 그외에도 정확도(precision)와 상기도(recall) 같은 분류 정확도, ROC curve, 예측 선호도와 실제 선호도간의 순위 상관계수 같은 것이 알고리즘들의 성과를 평가하는 데 활용되어왔다[4]. 그러나 추천시스템의 예측력이 아니라 추천된 상품에 대한 사용자의 반응이 실제 고객들이 느끼는 만족도라는 관점에서 사용자의 행태관찰을 통한 추천성과 측정방안에 대한 연구들이 진행되어 왔다[5,14,15].

온라인에서 정보제공 및 전자상거래에서의 추천이 고객에게 미치는 영향을 이해하기 위한 연구모형을 Figure 1처럼 Elaboration Likelihood 모형(ELM)과 정보처리(information procession) 모형에 기반을 두어 제시하였고[5,15,16], 전자상거래에서의 추천성과에 영향을 미치는 다양한 변수들이 연구되었다[5,17].

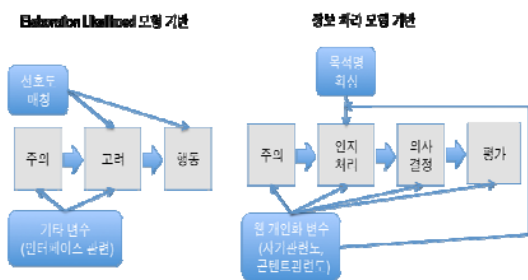


Figure 1. ELM과 정보처리모형에 근간한 연구모형

ELM은 정보처리에 영향을 미치는 변수들과 정보처리간의 상관관계 그리고 변수들로 인한 고객의 태도 변화 및 행동변화에 대해 분석하는 연구모형이다. Tam and Ho(2005)[15] 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(2006)[16]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. (2007)[7]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. 추천효과에 대한 연구들은 선행연구를 조사하거나 설문이나 실험용 웹사이트를 구축하여 실험자의 반응을 측정하는 방식으로 이루어졌으나[6,7,16], 실제 전자상거래 사이트에서 추천에 따른 고객들의 반응과 경로이동측정을 통해 추천효과를 파악하는 연구는 없었다.

## Research Hypotheses

관련연구에서 제시된 연구들의 연구모형과 기존의 연구결과를 활용하여 세가지 가설을 제시하였다. 상품 추천의 목적은 고객들의 과거 구매이력을 분석하여 고객이 방문한 상품과 연관된 상품을 제시하여 고객의 주의를 유도하고, 이를 통한 추가 판매를 늘릴려는 것이다[2,13]. Tam and Ho (2005)[15]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[7]. 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[3]. 고객이 방문한 페이지의 상품과 유사하거나 사용자들로 부터 연관관계를 유추한 상품을 제시하는 것은 고객들에게 연관된 상품을 추천하는 것으로 인식될 것이다[15]. 자신이 방문한 상품과 연관된 상품들을 추천하기 때문에, 추천된 상품을 방문하였을 때 이 상품들을 평가하고 정보를 탐색하는 과정인 고려 행위를 더욱 유도할 것이다[16]. Tam and Ho(2006)[16]에서도 제시된 상품의 내용이 연관이 있을 경우에 제시된 상품을 기억(recall)하는 정도나 관련된 정보를 탐색하는 행위가 증가하는 것으로 분석되었다. Xiao and Benbasat(2007)[17]은 문헌연구를 통해 상품추천이 상품평가와 선호도 구성과 같은 고객의 의사결정 과정에 영향을 미치는 것으로 가설을 수립하였다. 이로 인해 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 불리우는 방문시간이다[3]. 추천으로 제시된 상품을 방문하여 정보를 얻는데 활용하는 시간에 따라서 정보탐색과 같은 고려행위 정도를 평가할 수 있다.

Xiao and Benbasat(2007)[17] 은 추천을 통해 의사결정 결과물인 상품선택에 영향을 미치는 것으로 가설을 제시하였으며, 선호도 고려여부가 개인화된 추천을 수용하는데에 중요하게 작용하는 것으로 분석되었다[15]. 또한, 연관된 상품을 제시하는 것이 최종선택과 같은 의사결정에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 분석되었다[16]. 실제 상품선택과 같은 행위는 아니지만 상품추천이 사이트에 대한 인지적 유용성이나 만족에 긍정적인 영향을 미치는 것으로도 분석되었으며[7,16,17], 기존 서비스대신 개인화 추천을 제공하는 서비스로의 이전에도 영향을 미치는 것으로 분석되었다. 이로 인해 다음과 같은 가설을 제시한다[5].

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

## Results Analysis

본 연구 수행에 필요한 분석을 위해 패널들의 웹사이트 방문 데이터를 수집하는 회사를 통해 K 인터넷 서점의 클릭스트림데이터를 수집하였다. 패널은 방문레코드 수를 기준으로 가장 많은 방문 수를 가진 사용자를 200 명 선정하였으며, 출판사 직원들만 이용할 수 있는 웹 페이지를 방문하여 출판사 직원으로 판단되는 패널들의 데이터를 삭제하였다. 2006 년 5 월 29 일에 K 온라인 스토어 웹페이지의 구조개선이 있었으며, 이를 통해 웹 사이트의 인터페이스 개선과 상품페이지에서 고객들의 구매행태와 방문행태 분석을 통한 상품추천을 강화하였다. 사이트 구조개선을 통해 고객들간의 도서정보를 공유할 수 있도록 하는 소셜 기능을 보강하였으며, 상품페이지에서 보여지는 도서와 관련된 도서를 추천하는 기능을 보완하였다. 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.

Montgomery (2004)[11]의 연구에서 제시한 전자상거래 사이트의 웹 페이지 분류기준에 기반을 두어 홈, 계정, 검색, 분류, 상품, 정보, 판촉, 소셜, 보관, 카트, 주문으로 웹 페이지를 구분하였다. 방문 URL 에 있는 주소를 추출하여 해당 주소가 속한 웹 페이지 분류에 할당하였다.

웹 페이지 방문 동안에 신규로 방문한 상품의 경로를 분석하였다. 신규로 방문한 상품의 URL 바로 전의 웹 페이지를 페이지 분류에 따라 분류하였다. 처음으로 방문한 이후에 중복해서 상품 페이지를 방문한 경우는 분석에서 제외하였다. Table 1 이 신규 방문 상품의 경로를 각 웹 페이지별 비율로 표현한 것이다.

Table 1. 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	0.0252	0.0071
카트	0.0153	0.0265
주문	0.000	0.000

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 Table 2와 같이 비교하였다. 변경 전과 변경 후의 사용자당 평균 방문 상품의 수는 변경 후에 약간 줄기는 하였으나 통계적으로 유의하지는 않았으며, 사용자당 평균 고유(unique) 방문 상품 수 또한 변경 후에 약간 줄기는 하였으나 통계적으로 유의하지 않았다. 이를 통해 변경 전과 변경 후에 방문한 상품의 수는 유사하다고 판단할 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.

Table 2. 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

가설 2에 대한 검증을 위해 고객이 관련 상품으로 제시된 상품에 대해서 얼마나 고려하는지를 상품의 방문시간과 처음 방문 후 추후에 재방문하는 회수로 분석하였다. Table 3이 각 페이지 유형별로 사이트 구조 변경 전과 변경 후의 상품 방문 시간을 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 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 아래 Table 4와 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 중복방문 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

비교하였을때 상품 추천을 보강한 변경 후에 관련 상품으로 추천된 상품을 더 오랜 동안 방문하였으며, 처음 방문이후에 재방문하는 빈도도 더욱 높아졌다.

Table 3. 고객의 상품 방문시간 분석

구분	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 처음 방문한 상품의 평균 방문시간	62.0448 (133.775)	51.1488 (74.907)	1.125 (0.261)

주) \*유의수준 alpha = 0.05

Table 4. 고객의 상품 중복 방문 분석

구분	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

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 구매행위로 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 받아들인 것으로 판단할 수 있다. Table 5에서 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.

Table 5. 고객의 상품 카트 보관 분석

구분	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

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.

고객이 상품추천을 통해 처음 방문하게 된 상품을 얼마나 구매하는지를 분석하였다. Table 6이 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 주문단계에서 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.

Table 6. 고객의 상품 주문 거래 분석

구분	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	0.158 (0.664)	0.160 (0.539)	-0.026 (0.980)

상품의 주문 포함 수			
상품페이지에서 신규 방문한 상품의 주문 포함 수	0.068 (0.495)	0.062 (0.316)	0.139 (0.890)

주) \*유의수준 alpha = 0.05

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. 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.

Table 7은 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.

Table 7. 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

## 토의

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 관측과 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 없었다. 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.

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 URL 로 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.

## 참고문헌

[1] Adomavicius, G., and Tuzhilin, A. "Personalization technologies: a process-oriented perspective," *Communication of the ACM* (48:10) 2005, pp 83-90.  
[2] Bodapati, A.V. "Recommendation Systems with

Purchase Data," *Journal of Marketing Research* (XLV) 2008, pp 77-93.

[3] Danaher, P.J., Mullarkey, G.W., and Essegai, S. "Factors affecting Web site visit duration: A cross-domain analysis," *Journal Of Marketing Research* (43:2), May 2006, pp 182-194.

[4] Herlocker, J.L., Konstan, J.A., Terveen, L.G., and Riedl, J.T. "Evaluating collaborative filtering recommender systems," *ACM Transactions on Information Systems* (22:1) 2004, pp 5-53.

[5] Ho, S.Y., and Kwok, S.H. "The Attraction of Personalized Service for Users in Mobile Commerce: An Empirical Study," *ACM SIGecom Exchanges* (3:4) 2003, pp 10-18.

[6] Kumar, N., and Benbasat, I. "The Influence of Recommendations and Consumer Reviews on Evaluations of Websites," *Information Systems Research* (17:4) 2006, pp 425-439.

[7] Liang, T.-P., Lai, H.-J., and Ku, Y.-C. "Personalized Content Recommendation and User Satisfaction: Theoretical Synthesis and Empirical Findings," *Journal of Management Information Systems* (23:3) 2007, pp 45-70.

[8] Moe, W.W., and Fader, P.S. "Capturing Evolving Visit Behavior in Clickstream Data," *Journal of Interactive Marketing* (18:1) 2004, pp 5-19.

[9] Moe, W.W., and Fader, P.S. "Dynamic Conversion Behavior at E-Commerce Sites," *Management Science* (50:3) 2004, pp 326-335.

[10] Montgomery, A.L. "Applying Quantitative Marketing Techniques to the Internet," *Interfaces* (31:2) 2001, pp 90-108.

[11] Montgomery, A.L., Li, S., Srinivasan, K., and Liechty, J.C. "Modeling Online Browsing and Path Analysis Using Clickstream Data," *Marketing Science* (23:4) 2004, pp 579-595.

[12] Resnick, P., and Varian, H.R. "Recommender systems," *Communications of the ACM* (40:3) 1997, pp 56 - 58.

[13] Schafer, J.B., Konstan, J., and Riedl, J. "Recommender systems in e-Commerce," 1st ACM conference on Electronic Commerce, Denver, Colorado, U.S., 1999, pp. 158-166.

[14] 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* (13:1&2) 2003, pp 93-101.

[15] Tam, K.Y., and Ho, S.Y. "Web Personalization as a Persuasion Strategy: An Elaboration Likelihood Model Perspective," *Information Systems Research* (16:3) 2005, pp 271-291.

[16] Tam, K.Y., and Ho, S.Y. "Understanding The Impact of Web Personalization on User Information Processing and Decision Outcomes," *MIS Quarterly* (30:4) 2006, pp 865-890.

[17] Xiao, B., and Benbasat, I. "E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, and Impact," *MIS Quarterly* (31:1) 2007, pp 137-209.