

[Original Article]

Analyzing fashion item purchase patterns and channel transition patterns using association rules and brand loyalty in big data

Ki Yong Kwon[†]

Ph. D., Dept of Fashion and Textiles, Seoul National University, Korea

빅데이터의 연관규칙과 브랜드 충성도를 활용한 패션품목 구매패턴과 구매채널 전환패턴 분석

권기용[†]

서울대학교 의류학과 박사

Abstract

Until now, research on consumers' purchasing behavior has primarily focused on psychological aspects or depended on consumer surveys. However, there may be a gap between consumers' self-reported perceptions and their observable actions. In response, this study aimed to investigate consumer purchasing behavior utilizing a big data approach. To this end, this study investigated the purchasing patterns of fashion items, both online and in retail stores, from a data-driven perspective. We also investigated whether individual consumers switched between online websites and retail establishments for making purchases. Data on 516,474 purchases were obtained from fashion companies. We used association rule analysis and K-means clustering to identify purchase patterns that were influenced by customer loyalty. Furthermore, sequential pattern analysis was applied to investigate the usage patterns of online and offline channels by consumers. The results showed that high-loyalty consumers mainly purchased infrequently bought items in the brand line, as well as high-priced items, and that these purchase patterns were similar both online and in stores. In contrast, the low-loyalty group showed different purchasing behaviors for online versus in-store purchases. In physical environments, the low-loyalty consumers tended to purchase less popular or more expensive items from the brand line, whereas in online environments, their purchases centered around items with relatively high sales volumes. Finally, we found that both high and low loyalty groups exclusively used a single preferred channel, either online or in-store. The findings help companies better understand consumer purchase patterns and build future marketing strategies around items with high brand centrality.

Received January 26, 2024

Revised March 18, 2024

Accepted March 23, 2024

[†] Corresponding author
(gaprules@naver.com)

ORCID

Ki Yong Kwon

<https://orcid.org/0000-0003-4416-2987>

Keywords: fashion consumer's buying pattern(패션소비자의 구매패턴), association rule analysis(연관규칙 분석), fashion brand loyalty(패션브랜드 충성도) machine learning(머신러닝), purchase channel transition pattern(구매채널 전환패턴)

I. Introduction

기술의 발전은 우리 세상을 근본적으로 변화시켜 왔으며, 현재 그 변화의 핵심에는 데이터가 중요한 역할을 하고 있다. 빅데이터의 등장은 단순히 정보의 양을 늘린다는 것을 넘어, 다양한 산업 분야에서 혁신을 촉진하고 새로운 가치를 창출하는 원동력으로 작용하고 있는 추세이다(Ahmadi, 2024; Barzizza, Biasetton, Ceccato, & Salmaso, 2023). 인공지능의 부상과 함께, 데이터 기반의 사고와 전략 수립이 일상화되었으며, 이는 마케팅 전략에도 막대한 영향을 미쳤다(Kim & Yu, 2021). 기업들은 데이터를 활용하여 소비자의 선호와 행동 패턴을 분석하고, 이를 기반으로 맞춤형 솔루션을 제공함으로써 경쟁 우위를 확보하고 있는 실정이다.

데이터 기반의 구매행동 분석은 현대 비즈니스와 마케팅에서 핵심적인 역할을 하는 중요한 주제이다(Erevelles, Fukawa, & Swayne, 2016; Provost & Fawcett, 2013). 오프라인 시장에서의 소비자 데이터를 확보하고 소비 패턴을 분석하여(Darden & Dorsch, 1990; Lichtenstein, Ridgway, & Netemeyer, 1993), 기업의 의사결정에 이용하고자 하였다. 그러나 과거에는 소비자들의 제품 구매 과정을 직접 관찰하거나 소수의 소비자를 대상으로 설문조사를 실시해 데이터를 확보하였기 때문에, 데이터 확보와 분석방법에 있어서 제한적이었다. 현재는 디지털 시대의 도래로 소비자들의 거래 내역이 순차적으로 기록되고 저장된다(Hellerstein, Stonebaker, & Hamilton, 2007). 즉, 구매 데이터에는 소비자가 구매하는 제품뿐만 아니라 거래 날짜에서부터 접근 채널까지 다양한 정보들이 기록되는 것이다. 이는 소비자의 행동, 취향, 선호도, 구매 패턴 등에 대한 정보들을 획득할 수 있게 되었다는 것을 말한다.

패션산업 역시 이러한 데이터 중심의 접근 방식을 적용하려는 노력들이 이루어지고 있다. 패션기업들은 방대한 양의 데이터를 수집하고 이를 분석하여 패션 트렌드를 파악하거나 소비자들의 취향을 분석하여 제품 개발 및 마케팅 전략을 수립한다. 유명 SPA 브랜드인 유니클로는 빅데이터 분석을 통해 소비자들의 소비행동을 분석하고 이를 기반으로 상품을 개발하고 있다(Kim, 2016). 또 다른 국내 유명 패션기업은 소비

자들의 구매패턴을 분석하여, AI기반의 큐레이션 서비스를 도입하고 있다(Jo, 2021). 이처럼 빅데이터는 소비자들의 구매패턴 또는 행동 패턴을 분석 가능하게 하며, 시장 내 경쟁력을 강화하는 중요한 전략으로 자리를 잡고 있는 중이라고 할 수 있다. 이러한 산업 트렌드의 변화에도 불구하고 패션 소비패턴과 관련된 빅데이터 연구들은 부족한 실정이라고 할 수 있다. 기존의 빅데이터와 관련된 선행연구들은 텍스트 마이닝 방법을 활용하여 소비자들의 특정 패션품목이나 스타일, 체형, 패션 브랜드 및 서비스에 대한 인식과 평가에 관한 연구들이 주를 이루고 있다(Choi & Lee, 2020; Han & Lee, 2023; Lee, 2021; Sung, 2020). 실질적으로 소비자들이 제품을 구매하는 특정 패턴을 유추하는, 소비자 구매행동 관점으로 빅데이터를 활용하여 살펴보는 연구들은 부족한 실정이다.

특히, 패션산업에서 소비자들의 구매행동은 개인의 관여도 및 구매채널에 크게 영향을 받는다. 충성고객들은 일반적으로 브랜드에 대한 높은 신뢰와 만족도를 바탕으로 지속적으로 제품을 구매하는 경향이 있고, 이들이 추구하는 가치에 따른 고유의 구매패턴이 관찰될 수 있다(Romaniuk & Nenycz-Thiel, 2013). 이와 대조적으로 비충성 고객들은 특정 브랜드에 국한되지 않는 구매행동을 함으로써, 충성고객과는 다른 구매패턴이 관찰될 수 있을 것으로 보인다. 또한 온라인과 오프라인 채널을 통한 구매에서도 차이가 관찰된다. 온라인 채널에서 구매는 주로 편리성과 다양성을 추구하는 반면(Duarte, e Silva, & Ferreira, 2018) 오프라인 채널에서 구매는 제품을 직접보고 경험하기 때문에 추구하는 가치가 달라진다(Chiu, Lo, Hsieh, & Hwang, 2019). 기존에는 이러한 소비자 구매행동 또는 브랜드 전환과 관련된 연구들은 주로 설문조사나 포커스 그룹 인터뷰 같은 방법을 통해 소비자들의 가치관, 라이프 스타일을 분석하고 그들의 주관적 인식을 바탕으로 인사이트를 도출해 왔다(Hahm, Choi, Matsuoka, Kim, & Byon, 2023; Kim & Rhee, 2023). 이러한 접근법 또한 중요한 통찰을 제공하지만, 소비자들이 인식하는 바와 실제 관찰되는 구매행동 사이에는 차이가 있을 수 있다.

따라서 본 연구는 실제 패션 기업이 축적한 51만 건의 대규모 거래 데이터를 활용해, 실제 관찰되는 소비자들의 구매행동을 전반적으로 살펴보고자 하는 것

을 목표로 한다. 이를 위해 소비자들을 브랜드 충성도에 따라 분류하고, 각 그룹의 온라인, 오프라인 채널에 따른 구매패턴과 채널 전환 패턴을 살펴보고자 하였다. 데이터 분석에는 연관 규칙 분석과 순차패턴 분석과 같은 비지도 학습 방법을 사용하여, 패턴을 추출하고자 하였다. 이를 통해 기존의 설문조사 인터뷰 방식으로 발견하기 어려웠던 소비패턴과 관련된 인사이트를 기반으로 소비자에 대한 이해를 높이고 더 나은 제품과 서비스를 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

II. Theoretical Background

1. Big data and consumer's purchase pattern

빅데이터는 전통적인 정형 데이터인 고객관리 시스템과 텍스트 이미지, 동영상, 음악과 같은 비정형 형태의 데이터까지 모두 포함한다(Laney, 2001). 빅데이터는 대규모의 데이터 세트를 의미하며, 데이터의 부피가 크고 데이터 처리속도가 빠르며, 다양한 형태의 데이터로 구성되어 있는 것이 특징이다(Laney, 2001). 빅데이터는 큰 데이터 용량을 가지고 있기 때문에 초기에는 소수의 전문적인 기업에서만 분석할 수 있었다. 그러나 기술의 발전으로 인해 이제는 보다 보편적인 기업들도 쉽게 빅데이터 분석을 수행할 수 있게 되는 추세이다. 빅데이터는 비즈니스의 효율성을 높이고 올바른 의사결정을 내릴 수 있도록 지원한다(Provost & Fawcett, 2013). 이를 통해 기업은 소비자와의 효율적인 커뮤니케이션 및 프로모션을 진행할 수 있으며, 소비자들의 다양한 행동을 파악할 수 있다. 즉, 빅데이터를 활용하여 기업들은 경쟁력을 향상시키고 더 나은 비즈니스 전략을 개발할 수 있게 되는 것이다. 빅데이터의 분석 절차와 방법은 일반적으로 데이터 수집, 데이터 클리닝, 데이터 분석 및 시각화로 구분된다. 빅데이터는 기본적인 관측 자료로, 분석 목적과는 별개의 이유로 모아진 것이기 때문에 결론을 내릴 때 주의를 기울여야 한다.

빅데이터 기반의 소비자의 구매패턴 분석은 소비자들이 제품 또는 서비스를 선택하고 구매하는 과정에서 빅데이터 정보를 기반으로 소비자들의 구매패턴을 분석하는 것을 의미한다(Erevelles et al., 2016). 기술의 발전으로 지금은 소비자들의 온라인 쇼핑, 소셜 미디어, 스마트폰 앱, 인터넷 검색, 오프라인 쇼핑 등

의 구매관련 빅데이터를 확보하여 분석이 가능하게 되었다. 따라서 빅데이터 기반의 구매패턴 분석은 소비자와 기업 간의 관계를 혁신적으로 바꾸고 있다. 즉, 기업들은 소비자들의 빅데이터를 기반으로 소비자를 더욱 이해하게 되고, 이런 소비자의 구매 특성에 맞춰 효과적인 마케팅 전략을 개발할 수 있게 되었다.

빅데이터를 기반으로 한 소비행동이나 구매패턴에 대한 연구는 다양한 분야에서 이루어지고 있는 추세이다. Jung and Oh(2016)의 연구에서는 SNS상에서 사람들이 윤리소비에 대해 언급하는 윤리소비 연관어를 알아보기 위해 소셜 빅데이터 분석을 실시하였다. 그 결과, 가정 많이 언급되는 연관어로는 공정무역, 친환경 식자재, 생활협동조합, 이로운 등의 내용들을 언급되었으며, 점차 영역들이 사회적 책임, 동물복지 등으로 넓혀지면서 윤리적 소비유형이 다각화되어가고 있는 것을 밝혔다. Ebrahimi et al.(2022)은 소비자들의 소비행동과 관련된 설문 데이터를 수집하고 기계학습 알고리즘을 활용하여 소비자 행동을 군집화하고자 하였다. 그 결과, 소비자들이 9개의 다른 집단으로 나뉘며, 각 집단은 내재적 특성에 따라 다른 소비행동을 나타내는 것으로 관찰되었다. 또한 Anitha and Patil(2022)은 리테일 업체로부터 실시간 거래 데이터를 확보하여 소비자들의 구매행동을 분석하였다. 그 결과, 소비자들이 거주하는 지역에 따라 특유의 구매패턴이 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 패션분야에서도 빅데이터를 활용한 소비자들의 소비행동과 관련된 연구들이 진행되고 있는데, 소비자들이 특정 제품 또는 브랜드에 대한 인식과 관련된 연구가 진행되었다. Yang, Woo, and Yang(2021)의 연구는 2003년부터 2019년까지의 웹사이트 데이터를 분석하여 소비자들이 어떤 브랜드를 선호하는지를 분석하였다. 연구결과를 살펴보면, 소비자들이 슬로 패션에 대한 관심이 가장 낮았으며, 소비 패턴이 여전히 브랜드 중심으로 지속되고 있다는 것을 밝혔다. 그러나 아직까지 빅데이터를 활용한 연구가 많지 않은 실정이다. 따라서 본 연구에서는 실제 패션기업의 빅데이터를 활용하여 소비자들의 특성인 브랜드 충성도에 따른 패션 품목의 구매 패턴과 구매가 이루어지는 온오프라인 채널의 전환이 어떻게 이루어지는지 채널의 전환 패턴을 밝히고자 한다.

2. Association rule analysis

소비자들은 일련의 의사결정 과정을 통해 제품을 구매한다. 즉, 소비자들은 먼저 문제를 인식하고, 이런 자신의 문제를 해결하기 위한 제품을 선택한다. 이 과정에서 정보탐색이 이루어지며, 대안평가를 통해 자신에게 가장 적합한 제품 구매가 이루어진다. 의사결정 경험은 기억에 저장되고, 유사한 제품을 구매할 때 다시 이용된다(Hoyer, MacInnis, & Pieters, 2012). 이러한 행동은 소비자들이 특정 브랜드의 반복적인 이용과 특정 제품의 반복적인 구매로 설명할 수 있다. 소비자들은 인지적 자원을 최소화하기 위해 구매행동에서 특정 패턴이 형성되는 것이다. 따라서 구매 패턴은 구매과정에서 소비자의 행동 규칙성과 경향으로 정의할 수 있다(Kardes, Cronley, & Cline, 2014). 기업들은 소비자들의 구매패턴을 분석하여 제품 개발 및 마케팅 전략을 세우려고 노력하고 있다. 학계에서도 소비자들의 소비행동에 대한 이해력을 높이기 위해 행동 패턴을 분석하는 연구들이 진행되고 있다.

연관규칙 분석(association rule mining)은 데이터 마이닝(data mining) 분야에서 사용되는 학술적인 기법 중 하나로, 대규모 데이터 세트에서 항목 간의 흥미로운 관계나 규칙을 발견하는 프로세스를 의미한다. 연관규칙 분석 방법은 최근 주목을 받고 있는 머신러닝(machine learning) 중 비지도 학습에 속한다(Cios, Pedrycz, Swiniarski, Pedryucz, & Kurgan, 2007). 비지도 학습은 사전에 어떠한 정답을 제공하고 학습을 시키는 방법이 아니기 때문에 데이터의 숨겨진 패턴, 구조 및 관계를 파악하는데 장점이 있다. 따라서 해당 방법을 활용하면 분석하고자 하는 데이터 간의 일정 패턴이나 관계를 도출할 수 있으며(Agrawal, Imielinski, & Swami, 1993), 조건과 결과 형태로 도출된다. 예를 들어 청바지는 조건, 결과는 티셔츠라고 가정한다면 만약 소비자가 청바지를 구매한다면, 티셔츠도 함께 구매할 가능성이 높다는 정보를 나타낸다. 연관규칙 분석은 매출 및 상품정보를 기반으로 한 POS데이터를 활용한 분석방법에서 시작되었다(Agrawal et al., 1993). 따라서 연관규칙 분석은 주로 마케팅에서 광고 타겟팅, 상품 추천 시스템, 고객 행동 예측, 재고 관리, 온라인 사용자 행동 패턴 분석 등 다양한 분야에서 활용되며, 이를 통해 의사 결정과 전략 수립에 활용된다.

학계에서도 연관규칙 분석 방법을 활용하여 소비자들의 소비행동 및 패턴을 분석하는 연구들이 진행 중이다. 연관규칙 분석은 소비자들의 의사결정 과정 중 여러 단계에 접목시켜 패턴을 분석할 수 있다. Dogan, Gurgcan, Oztaysi, and Gokdere(2019)는 연관규칙 분석을 이용하여 쇼핑몰을 방문하는 소비자들의 이동 동선과 관련된 데이터를 분석하였다. 그 결과 특정한 쇼핑 패턴을 보이는 소비자들을 발견할 수 있었다. Halkiopoulou, Gkintoni, and Antonopoulou(2020)는 소비자들의 구매 행동에 초점을 맞추어 연관규칙 분석 방법을 활용하여 연구하였다. 이 연구는 쇼핑중독이 발생하는 원인에 대한 연구로, 정서적 공감 수준에 따른 쇼핑중독 패턴이 형성되는 것을 밝혔다. 국내 연구에서는 유일하게 Jung, Park, Lee, and Choi(2012)가 소비자들의 패션상품을 소비패턴을 분석하였다. 그는 의류, 신발, 모자, 액세서리, 기타 잡화 5가지 카테고리 패션상품을 분류하고 이들 간 소비패턴을 살펴보았다. 그 결과, 모자, 액세서리를 구매하는 소비자들은 신발을 같이 구매할 확률이 높아지는 소비패턴을 밝혔다.

본 연구에서는 연관규칙 분석 방법을 활용하여 소비자들의 좀 더 구체적인 수준으로 패션 품목들을 구체화하여 구매패턴 및 구매 채널의 전환 패턴 등을 밝히고자 한다.

3. Consumer's brand loyalty and purchase pattern

소비자 충성도는 소비자가 특정 브랜드, 제품, 또는 서비스를 지속적으로 선호하고 이용하는 경향으로 이해할 수 있다. 일반적으로, 브랜드에 대한 충성도는 다른 대안이 있음에도 불구하고, 해당 브랜드를 계속해서 선택하는 소비자의 행동에서 나타나며, 이는 구매 빈도가 충성도를 나타내는 중요한 요소로 여겨져 왔다(Jacoby & Chestnut, 1978). 그러나 Kumar and Shah(2004)는 반복적인 구매 외에도 소비자가 지출하는 금액이 충성도를 평가하는 데 있어 중요한 지표라고 강조하였다. 그는 기업의 관점에서 소비자 충성도를 분석하면서, 동일한 브랜드를 반복적으로 구매하는 경우라도 지출하는 금액이 낮은 소비 집단과 지출 금액이 큰 소비 집단은 분명히 다른 성향으로 구분해야 된다고 주장하였다. 이러한 관점은 충성도가 높은 소비자들이 자신이 선호하는 브랜드에 대해 가격에

덜 민감하게 반응하는 경향이 있음을 시사하며, 이는 브랜드에 대한 신뢰와 만족도가 가격보다 더 중요한 결정 요인으로 작용하기 때문인 것으로 보인다.

소비자들의 충성도는 수익적인 측면뿐만 아니라 실질적인 소비패턴 관점에서도 차이를 가져올 수 있다. 소비자들은 제품을 구매하는 과정에서 다양한 선택 사항에 직면하게 되는데, 이때 자신들의 가치관과 기준에 따라 제품을 평가하고 구매 결정을 내리게 된다. 이 과정에서 충성도가 높은 고객과 충성도가 상대적으로 낮은 고객 간의 구매행동에서 차이가 발생한다. 특히, 제품을 평가하는 과정에서 소비자들은 위험을 지각하게 되는데, 위험지각이란 소비자들이 예상하지 못한 결과에 대한 불확실성을 의미한다(Schiffman & Kanuk, 2004). 충성도가 높은 고객의 경우, 그들이 자주 구매하는 충성도가 높은 브랜드의 제품은 위험지각이 상대적으로 낮아질 것으로 보인다. Grasby, Corsi, Dawes, Driesener, and Sharp(2022)의 연구에서도 브랜드를 반복적으로 이용하는 충성도 높은 고객들이 다른 고객들과 비교하여 다른 유형의 제품을 소비할 가능성이 더 높은 것으로 나타났다. 해당 결과는 충성도 높은 고객들은 단순히 제품을 자주 구매하는 것을 넘어서, 브랜드가 취급하는 다른 유형의 제품에도 관심을 가지고 시도할 용의가 더 크다는 것을 의미한다. 이는 브랜드에 대한 지속적이고 반복적인 구매 경험은 실제로 브랜드에 대한 신뢰를 증가시켜, 이는 고객이 새로운 유형의 제품을 구매할 때 느끼는 위험지각을 상대적으로 감소시키기 때문에 이러한 행동들이 관찰된다고 할 수 있다. 결과적으로 충성도가 높은 소비자들은 충성 브랜드의 신제품이나 다양한 제품에 보다 쉽게 접근하며, 더 많은 구매와 다양한 소비패턴을 보일 가능성이 높다. 따라서 본 연구에서는 소비자들의 구매행동을 좀 더 면밀히 살펴보기 위해 지출금액, 구매빈도를 기준으로 소비자들을 브랜드 충성도에 따라 유형화하고, 이들의 패션품목의 구매패턴과 구매가 이루어지는 채널을 선택하는 온오프라인의 채널의 전환 패턴도 살펴보고자 한다.

4. Consumer's purchase channel pattern

소비자들의 의사결정과정은 소비자들의 충성도에 따라 차이가 나타나기도 하지만 유통 채널에 따라서도 차이가 나타난다. 기존의 전통적인 유통 채널인 오

프라인 채널은 물리적으로 직접 점포에 방문을 하고, 실제 제품을 만져보며 구매결정을 내리게 된다. 판매원과 직접적인 상호작용이 가능함에 따라 제품에 대한 정보나 조언을 얻을 수 있고, 구매과정에서 도움을 받을 수 있는 장점이 생긴다(Dunne, Lusch, & Carver, 2013). 특히, 패션 제품의 경우 제품을 시각적으로 확인하고 실질적으로 착용을 해보는 것이 중요하데, 오프라인 채널에서는 소비자들은 제품의 크기, 색상 및 질감 등을 직접 보고 만지고 착용해 보면서 제품에 대한 평가가 가능하게 된다. 선행연구들을 살펴보면, 소비자들이 온라인 채널에서 정보를 접했을 때의 인지적 노력과 오프라인 채널에서 정보를 접했을 때의 인지적 노력이 차이가 나타나는 것으로 관찰되었다(Iyengar & Lepper, 2000; Sagi & Friedland, 2007). 반면에 온라인 채널에서는 시간적, 공간적 제약으로부터 자유로운 쇼핑이 가능하다. 즉, 언제 어디서나 쇼핑을 할 수 있으므로 소비자들은 쇼핑의 편리성을 경험할 수 있다(Gilly & Wolfinger, 2000). 또한 온라인에서는 다양한 제품과 브랜드를 비교할 수 있는 다양한 선택 대안을 제공받을 수 있다는 장점이 있다(Sarkar & Das, 2017). 이는 전통적인 구매 방식의 의사결정과정과는 다른 의사결정과정의 전환을 가져오게 될 것이다. 즉, 오프라인 채널과 온라인 채널의 경우 구매하는 환경이 다르기 때문에 소비자들의 구매 패턴에서도 차이가 나타날 수 있을 것이다. Sarkar and Das(2017)의 연구에서도 온라인에서 제품을 구매하는 의사결정 과정과 오프라인에서 제품을 구매하는 의사결정과정에서 차이가 발생하는 것을 확인하였다. Levin, Levin, and Heath(2003)는 온라인과 오프라인에서 제품을 구매하는 소비자들 간의 행동 차이를 조사하는 연구를 진행하였다. 그 결과, 온라인과 오프라인에서 제공하는 쇼핑 서비스에 대한 경험이 다르기 때문에 구매하는 제품 유형에서 차이가 발생하는 것으로 나타났다. 예를 들어 의류 같은 제품의 경우 촉감이 중요하기 때문에 오프라인에서의 소비를 선호하는 모습이 관찰된다고 해석할 수 있다. Park(2002)은 보다 구체적으로 소비자들이 의류제품을 구매하는 상황에서 온라인과 오프라인에서 중요시 생각하는 속성 중요도에 차이가 있는지를 연구하였다. 그 결과, 오프라인 쇼핑에서 소비자들은 제품 색상이나 착용감과 같은 물리적 속성들을 더 주요하게 판단하는 것으로

나타났다. 반면에, 온라인 쇼핑에서는 가격을 가장 중요하게 고려하는 속성으로 나타났다. 이는 오프라인에서 관찰되는 구매패턴과 온라인에서 관찰되는 구매패턴에서 차이가 발생할 수 있음을 시사한다. 특히 의류제품은 티셔츠와 코트처럼 품목에 따른 가격 편차가 크다고 할 수 있다. 실제로 Yoon(2007)의 연구에서도 20만 원 이하의 의류제품은 온라인에서 주로 구매하는 반면, 30만 원 이상의 고가의 의류제품은 오프라인에서 구매하는 비율이 더 높다고 나타났다. 따라서 본 연구에서는 오프라인과 온라인에서의 패션품목의 구매패턴에서의 차이를 살펴보고, 더 나아가서 소비자들의 충성도에 따라 온 오프라인 구매채널이 바뀌는 지 전환 패턴을 빅데이터를 활용하여 밝히고자 한다.

III. Research Method

1. Research questions

실증적 연구에서는 우선 대상 브랜드의 전반적인 특성을 파악하기 위하여 패션품목별, 구매채널별 판매량을 알아보려 한다. 다음은 빅데이터를 활용하여 비지도 학습을 기반으로 연관규칙 분석으로 소비자들의 패션품목의 구매패턴과 구매가 이루어지는 온 오프라인의 채널을 바꾸는 전환 패턴을 밝히고자 한다. 따라서 본 연구의 연구문제는 다음과 같다.

- 연구문제 1: 본 연구 대상브랜드의 품목별, 구매채널별 판매량 특성을 알아보려 한다.
- 연구문제 2: 소비자의 브랜드 충성도에 따라 소비자를 충성도 집단으로 유형화하고자 한다.
- 연구문제 3: 소비자의 브랜드 충성도 집단별 오프라인 채널에서의 패션품목 구매패턴을 밝히고자 한다.
- 연구문제 4: 소비자의 브랜드 충성도 집단별 온라인 채널에서의 패션품목 구매패턴을 밝히고자 한다.
- 연구문제 5: 소비자의 브랜드 충성도 집단별 구매채널의 전환 패턴을 밝히고자 한다.

2. Data collection

본 연구를 위하여 여성 브랜드를 대상으로 데이터

를 수집하고자 하였다. 우선 연구 대상 브랜드를 선정하기 위하여 많은 데이터가 축적되어 있고, 체계적으로 데이터가 관리되는 패션 대기업을 대상으로 하였다. 패션 대기업을 브랜드 중 일반적으로 인기가 있는 캐주얼한 상품을 다루는 여성 브랜드로 선정하였다. 따라서 국내 패션 대기업에서 수입한 글로벌 컨템포러리 이미지의 여성 캐주얼 브랜드를 대상으로 데이터를 수집하였다. 패션기업의 내부정보 보호를 위해 구체적인 브랜드 명을 X브랜드로 익명처리 하였다. 해당 브랜드는 온라인 매장, 모바일 매장, 전국적으로 오프라인 매장을 보유하고 있다. 소비자 거래 데이터에는 날짜에 따른 구매 아이템과 판매 매장으로 데이터화 되어 있다. 소비자들의 데이터는 새로운 코드로 암호화하였기 때문에 개인정보는 노출되지 않았다. 데이터 선정 기간은 연구가 수행되는 최근 5년간으로 하였다. 따라서 2017년 01월 01일부터 2021년 12월 21일까지 51만 6,474건의 거래데이터를 분석에 활용하였다. 단, 패션기업의 정보 보호를 위하여 패션품목별 판매량의 구체적인 숫자는 제시하지 못하였고, 판매량의 비교만 가능하게 하였다. 본 데이터는 코로나 발생 이전과 코로나 기간 동안의 정보를 모두 포함하고 있다. 분석 알고리즘의 특성상, 코로나 기간 동안 독특한 소비행동 패턴이 존재한다고 하더라도 이러한 패턴이 최빈도 패턴이 될 수 없기 때문에 소비자들의 일반적인 구매패턴을 살펴보고자 하는 본 연구목적에 영향을 미칠 수 없을 것으로 판단된다.

3. Data analysis and process

본 연구에서 패션기업으로부터 5년 치 거래인 총 51만 6,474개의 거래 빅데이터를 확보하였다. 기업의 내부정보 보호를 위해 실질적으로 그 기업의 제품판매량과 연령에 따른 고객의 수를 예측할 수 있는 데이터는 블라인드처리 하였다. 본 연구에서는 Agrawal et al.(1993)의 제안한 Apriori 알고리즘으로 연관규칙 분석을 실시하였다. Apriori는 다경로 알고리즘으로 메인 메모리에서 발견되는 빈도 패턴으로 거래 데이터를 분석하고 예측하는 기법이다. 본 연구의 목적에 맞게 R 프로그램 및 파이썬을 사용하여 데이터를 코딩하고, 분석을 실시하였다.

우선적으로 소비자들을 충성도에 따라 나누기 위해, 구매액과 매장방문 횟수 두 변수를 기준으로 K-mean

clustering을 진행하였다. 그 이후 해당 데이터를 R로 Association rule mining에 적합한 형태로 재코딩하였다. 최종적으로 구매날짜, 구매품목, 코딩화된 고객 식별번호를 Apriori 알고리즘으로 분석을 실시하였다. Apriori 알고리즘 기반의 연관규칙 분석 결과의 data 구조는 rules, support, confidence, coverage, lift 값으로 이루어져 있다. 해당 분석에서의 좀더 다채로운 구매패턴을 관찰하기 위해 size별 패턴 분석 알고리즘을 추가하였다.

Apriori 알고리즘은 장바구니 분석과 같은 형태를 가지고 있다. 소비자들이 그동안 구매한 제품 내역을 하나의 장바구니로 묶어서 품목들 간의 규칙을 찾는 것이다. 이를 통해 소비자들의 구매행동을 유추할 수 있게 된다. size 알고리즘을 추가함으로써 제품 구매 크기에 따른 패턴을 살펴볼 수 있다는 장점이 있다. Apriori의 Association rule mining 분석에 대한 이해를 돕기 위해 아래 <Table 1>에 있는 사례를 제시하였다. 여기서 size는 장바구니 크기라고 할 수 있다. Size 4는 rule 파트에서 구매한 제품이 4가지인 경우를 의미한다. <Table 1>의 rules의 경우는 다음과 같이 해석할 수 있다. {blouse, coat, sweater, t-shirt}와 같은 품목을 구매하였을 경우 \Rightarrow {pants} 팬츠도 같이 구매했을 가능성이 높다는 의미이다. 여기서 X항이 일종의 장바구니가 되는 것이다. support는 {blouse, coat, sweater, t-shirt} \Rightarrow {pants} 전체 거래 건수에서 해당 거래가 나타나는 비율을 의미한다. confidence는 X항을 포함하는 거래 중에서 Y항도 포함하는 조건부 확률을 의미한다. lift는 X항이 없을 경우에 Y항의 확률 대비, X항이 있을 경우의 Y항의 확률 증가 비율을 의미한다.

따라서 lift 값이 클수록 우연에 의해서 관찰되지 않을 가능성이 높아진다는 의미이다. 본 연구에서는 정확도가 높은 구매패턴을 추출하기 각 size별로 lift 값이 가장 높은 데이터 3개를 선정하여 분석에 진행하였다.

소비자들이 구매하는 온오프라인의 유통채널들을

전환하는 패턴을 살펴보기 위하여, 순차패턴 분석을 실시하였다. 연관규칙 분석으로 채널 전환을 분석하게 되면, “오프라인 채널을 여러 번 이용한 소비자들이 온라인 채널도 이용할 수 있을 가능성이 있다”와 같은 결과가 도출되기 때문에 순차패턴 분석을 실시하였다. 순차패턴 분석의 경우, association_rule과 다르게 시차를 반영한다. 예를 들어 순차패턴 분석 결과로 나타난 {offline, offline} 패턴의 경우 오프라인 매장을 이용한 소비자는 그 다음에 오프라인 매장을 이용한다는 해석이 가능하다.

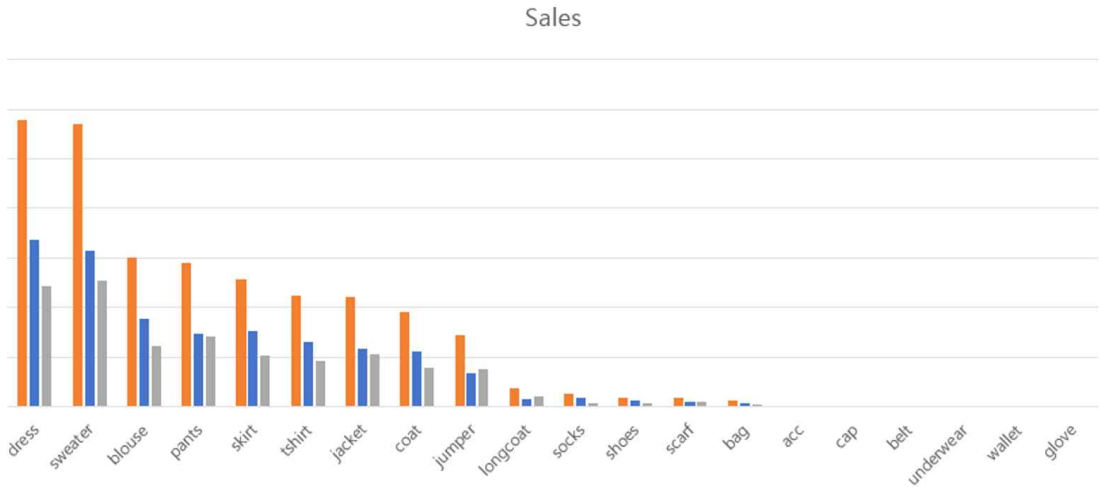
IV. Results

1. Comparison of sales by fashion item and distribution channel

대상 X브랜드의 특성을 파악하기 위하여 품목별 판매량과 온오프라인에서의 판매량을 비교하였다. X 브랜드는 드레스와 스웨터 판매량이 가장 많은 것으로 나타났다. 반면 롱코트, 삭스, 슈즈, 스카프와 같은 품목들은 상대적으로 판매량이 적은 것으로 나타난 비인기 품목이라고 할 수 있다(Fig. 1). 이 브랜드는 주로 상의가 많이 판매되었는데, 그 중 스웨터와 블라우스가 인기 품목이었다. 백, 벨트, 삭스와 같은 의류 보완제품은 상대적으로 판매량이 적은 것으로 관찰되었다. 해당 브랜드는 온라인 거래 건수는 오프라인 거래 건수보다 대략 22% 정도 많은 것으로 나타났다. 온라인과 오프라인에서 판매되는 제품들의 경향도 비슷한 것으로 나타난다. 오프라인과 온라인 판매량 순위를 비교하면, 오프라인의 경우 재킷 판매량의 5위고 온라인의 경우 재킷 판매량이 7위인 것으로 나타났다. 또한 팬츠의 경우 오프라인 판매량이 3위고 온라인 경우 5위로 나타났다. 즉, 재킷이나 팬츠처럼 맞춤형이 중요한 품목은 오프라인에서 착용해 보고 구매하는 것을 선호한다고 할 수 있다. 그러나 그 차이는 크지 않았다. 그 외에는 제품 판매량 순위에 차이는 있지만, 온오프라인에 따라 판매량이 크게 차이가

<Table 1> Example of association rules analysis based on Apriori algorithm

Rules	Support	Confidence	Lift	Size
{blouse, coat, sweater, t-shirt} \Rightarrow {pants} X \Rightarrow Y	0.050216	0.855569	3.839948	4



<Fig. 1> Comparison of sales by item and distribution channel (orange: offline+online, blue: online, grey: offline)

나는 제품들은 없었다. 이상의 결과로 볼 때 판매량이 비중이 높은 드레스, 스웨터, 블라우스, 스커트, 티셔츠, 재킷, 코트, 점퍼는 X브랜드의 주력 상품으로 인기 품목이라고 할 수 있으며, 롱코트, 삭스, 슈즈, 스카프, 백, 막세서리, 벨트, 언더웨어, 월렛, 글로브 등은 비주력 상품으로 비인기 품목이라고 할 수 있다. 아래의 <Fig. 1>은 브랜드의 정보 보호를 위하여 세로축의 판매량을 구체적으로 제시하지 못하였고, 판매량을 비교할 수 있도록 막대 그래프로 판매량의 비교만 가능하게 하였다.

2. Brand loyalty categorization results

소비자들을 브랜드 충성도에 따라 브랜드 충성도 집단으로 유형화하기 위하여 제품 구매액과 구매빈도를 기준으로 군집분석을 실시하였다. 적절한 소비자들의 군집 수를 찾기 위해 wss method를 수행하였다. 그 결과, 2개의 군집이 최적의 군집으로 판명되어, 2개의 군집을 중심으로 K-mean clustering을 실시하였다. 금액 정보는 지수로 수정하여 나타냈다.

군집분석 결과(Table 2)를 살펴보면, 1번 군집은 충성도가 낮은 집단이라고 할 수 있으며, 2번 군집은 충성도가 상대적으로 높은 집단이라고 할 수 있다. 충성도가 높은 집단의 평균 구매액은 충성도가 낮은 집단보다 평균 25배 정도 더 지출하는 것으로 나타났다. 구매빈도를 살펴보면, 충성도가 높은 집단은 5년간 평균 97.6회 제품을 구매하는 것으로 관찰되었으며,

<Table 2> Results of K-mean clustering

Cluster	Mean_Monetary	Mean_Frequency
1	1	4.17
2	25	97.6

충성도가 낮은 집단의 경우 5년간 평균 4.17회 정도 제품을 구매하는 것으로 관찰되었다. 그럼에도 불구하고 충성도가 낮은 집단 또한 해당 브랜드를 오랜 기간 동안 이용하였다고 할 수 있다. 따라서 충성도가 높은 집단의 경우 평균 구매빈도가 97.6인 것으로 보아 해당 브랜드의 다양한 제품들을 경험했을 가능성이 높은 집단이라고 볼 수 있다. 반면에 충성도가 낮은 집단의 경우 평균 구매빈도가 낮기 때문에 해당 브랜드에서 핵심적인 제품만 경험했을 가능성이 크다. 따라서 충성도가 높은 집단은 평균 지출금액과 함께 브랜드의 다양한 제품을 체험한 경험이 풍부한 집단으로 볼 수 있다. 반면, 충성도가 낮은 집단은 브랜드를 지속적으로 이용하지만, 제품 소비 측면에서는 선택적인 성향이 두드러질 가능성이 높은 집단으로 볼 수 있다.

3. Fashion item purchase pattern results in offline channel by brand loyalty group

오프라인 채널에서의 패션품목의 구매패턴에 대한 연관규칙 분석 결과(Table 3)를 살펴보면, 충성도가

<Table 3> Association rule analysis results of item purchase pattern for offline channels by brand loyalty group

	Rules	Support	Confidence	Lift	Size
Low loyalty	{scarf} ⇒ {sweater}	0.015696	0.64914	1.77101	1
	{coat, tshirt} ⇒ {jumper}	0.021591	0.555952	3.84553	2
	{coat, jacket, tshirt} ⇒ {sweater}	0.016112	0.641805	4.439372	3
	{blouse, coat, jacket, tshirt} ⇒ {jumper}	0.013038	0.672229	4.649816	4
	{blouse, coat, dress, jacket, tshirt} ⇒ {jumper}	0.012367	0.688546	4.76268	5
	{blouse, coat, dress, jacket, skirt, jumper} ⇒ {bag}	0.010125	0.699681	4.839699	6
High loyalty	{belt} ⇒ {longcoat}	0.012856	0.823529	1.392583	1
	{shoes, socks} ⇒ {dress}	0.025712	0.54902	2.372549	2
	{scarf, shoes, socks} ⇒ {tshirt}	0.016529	0.6	2.592857	3
	{scarf, shoes, socks, longcoat} ⇒ {jacket}	0.012856	0.636364	2.75	4
	{scarf, shoes, socks, longcoat, tshirt} ⇒ {bag}	0.012856	0.636364	2.75	5
	{coat, scarf, shoes, socks, longcoat, tshirt} ⇒ {bag}	0.002546	0.545445	2.234243	6
	{coat, jumper, scarf, shoes, socks, longcoat, tshirt} ⇒ {bag}	0.002546	0.545445	2.234243	7
	{coat, jacket, bag, scarf, shoes, socks, longcoat, tshirt} ⇒ {acc}	0.002546	0.545445	2.234243	8

낮은 집단의 경우 6가지 사이즈의 구매패턴이 관찰되었다. 충성도가 낮은 집단의 장바구니(화살표 왼쪽 행)를 살펴보면 블라우스, 티셔츠, 드레스와 같이 브랜드 인기 품목들이 많이 포함되어 있는 것으로 나타난다. 이는 충성도가 낮은 집단의 경우 해당 브랜드의 주력 상품인 품목들을 주로 구매하기 때문에 이것과 관련된 구매패턴들이 나타나는 것으로 해석할 수 있다. 그럼에도 불구하고 브랜드에서 판매량이 낮은 비인기 품목인 스카프를 구매하는 패턴도 관찰되며, 상대적으로 고가의 아이템이라고 할 수 있는 코트, 점퍼, 재킷을 구매하는 패턴들도 관찰된다. 이는 오프라인에서 구매할 경우는 상품을 확인하고 착용해 봄으로써 상품 구매의 위험인자가 낮아지기 때문에 소비자들 많이 구매하지 않는 비인기 품목의 구매도 이루어지는 것으로 해석된다. Tham, Dastane, Johari, & Ismail(2019)의 연구에서도 온라인 구매 시 소비자들의 위험지각이 높아진다는 결과가 나타난다.

반면에 충성도가 높은 집단의 경우 8가지 크기의 패턴이 관찰되었다. 이는 충성도가 높은 집단이 좀 더 다양한 패턴으로 패션 품목을 구매한다는 것을 의미

한다. 이들의 장바구니를 살펴보면, 브랜드의 인기 품목들도 포함하고 있지만 충성도가 낮은 집단과 비교하여 브랜드의 비인기 품목이라고 할 수 있는 벨트, 슈즈, 삭스, 스카프를 포함한 구매패턴이 관찰된다. 이는 충성도가 높은 집단의 경우는 낮은 집단과 달리 구매량이 적은 비인기 품목들도 구매하기 때문에 이것과 관련된 패턴들이 나타나는 것으로 해석할 수 있다. 또한 충성도가 낮은 집단과 달리 백을 동시에 구매할 수 있는 패턴들이 많이 관찰되었는데, 이것과 관련된 장바구니를 살펴보면 브랜드의 비인기 품목 또는 고가의 품목을 주로 구매하는 경우 백도 동시에 구매할 가능성이 높아진다는 것을 의미한다. 이것은 브랜드 충성도가 높기 때문에 브랜드의 비인기 품목이라도 상관없이 구매하여 스타일링하는 것으로 해석된다. 즉, 브랜드 충성도가 높은 집단은 브랜드의 주력 품목뿐만 아니라 비주력 품목이나 비인기 품목도 같이 구매한다는 것을 확인할 수 있었다. 이는 충성 고객이 일반 고객에 비해 다양한 유형의 제품을 구매하는 크로스 쇼핑경향이 더 쉽게 나타난다는 선행 연구와 유사하다고 할 수 있다(Grasby et al., 2022).

4. Fashion item purchase pattern result in online channel by brand loyalty group

온라인 채널에서의 패션품목의 구매패턴에 대한 연관규칙 분석 결과(Table 4)를 살펴보면, 충성도가 낮은 집단의 경우 5가지 사이즈의 패턴이 관찰되었다. 이들의 장바구니를 살펴보면, 전반적으로 해당 브랜드의 드레스, 티셔츠, 블라우스와 같은 인기 품목 위주인 것을 관찰할 수 있다. 또한 온라인에서는 팬츠 제품을 동시 구매를 예측할 수 있는 패턴을 많이 볼 수 있다. 이는 소비자들이 제품을 구매하는 과정에서 팬츠 품목을 포함하여 구매할 가능성이 높다는 것이다. 팬츠 또한 온라인에서 인기 있는 품목(판매순위 4위)으로 상대적으로 인기 있는 품목이 동시 구매가 이루어진다고 해석할 수 있다. 팬츠의 경우, 맞춤새가 중요한 품목으로 전체 판매량을 볼 때 오프라인에서의 판매량이 온라인에서의 판매량보다 많았지만, 온오프라인 모두에서 판매량이 높은 품목이었다. 맞춤새가 중요한 품목이지만 이미 판매가 많이 이루어진 검증된 품목이므로 온라인에서 구매하는 것에 대한 위험인자가 낮아진 것으로 해석된다. 따라서 충성도가 낮은 집단에서도 온라인에서의 구매를 꺼리지 않는 것으로 확인할 수 있었다.

충성도가 높은 집단의 경우, 7가지 사이즈 패턴이

관찰되었다. 이들의 구매패턴을 살펴보면, 오프라인과 유사한 구매패턴이 관찰되었다. 이들은 오프라인에서 관찰되는 장바구니와 유사하게 해당 브랜드에서의 비인기 품목인 백, 삭스, 글로브, 벨트를 포함하여 제품을 구매하는 패턴들이 많이 관찰된다. 특히, 액세서리의 경우 백 또는 브랜드의 비인기 품목을 보유하는 경우 동시 구매될 가능성이 높은 것으로 나타나 브랜드에 충성도가 높은 집단이 주로 구매하는 것으로 보인다. 따라서 온라인에서도 충성도가 낮은 집단과 달리 높은 집단이 비인기 품목이나 패션 보완 품목에 대한 구매 패턴이 많이 나타났다. 이것 역시 온라인에서도 비인기 품목을 구매하는 것을 꺼리지 않고, 다양한 품목을 구매한다는 것을 알 수 있었다. 이는 온라인과 오프라인에서의 구매품목 차이가 나타난다는 기존의 선행 연구와 일치하는 부분이다(Park, 2002).

5. Transition pattern result of purchasing channels by brand loyalty group

소비자들이 구매하는 유통채널들인 온라인과 오프라인의 채널 전환 패턴을 살펴보기 위해, 순차패턴 분석을 실시하였다. 순차패턴 분석의 경우, association rule과 다르게 시차를 반영한다. 따라서 {offline, offline} 패턴으로 결과가 나타난 경우, 오프라인 매장

<Table 4> Association rule analysis results of item purchase pattern for online channels by brand loyalty group

	Rules	Support	Confidence	Lift	Size
Low loyalty	{dress, tshirt} ⇒ {pants}	0.017789	0.545536	3.866308	2
	{jacket, skirt, tshirt} ⇒ {pants}	0.010932	0.647972	4.592295	3
	{blouse, jacket, sweater, tshirt} ⇒ {pants}	0.010175	0.683284	4.842557	4
	{blouse, coat, dress, jacket, tshirt} ⇒ {skirt}	0.012367	0.688546	4.76268	5
	{blouse, coat, dress, jacket, skirt, tshirt} ⇒ {jumper}	0.010125	0.699681	4.839699	6
High loyalty	{acc} ⇒ {trenchcoat}	0.027957	0.619048	1.787933	1
	{acc, socks} ⇒ {bag}	0.010753	0.555556	8.333333	2
	{bag, coat, socks} ⇒ {acc}	0.010753	0.5	11.07143	3
	{scarf, shoes, socks, longcoat} ⇒ {bag}	0.012856	0.636364	2.75	4
	{bag, coat, jacket, socks} ⇒ {acc}	0.010443	0.533552	10.05455	5
	{bag, coat, jacket, socks, tshirt} ⇒ {acc}	0.010443	0.533352	10.54555	6
	{bag, coat, jacket, pants, socks, tshirt} ⇒ {acc}	0.010443	0.533352	10.54555	7

을 이용한 소비자는 그 다음에 오프라인 매장을 이용한다는 해석이 가능하며, {offline, online}과 같은 패턴이 도출되면, 소비자는 오프라인을 이용한 후 다음에는 온라인을 이용한다와 같은 해석이 가능하게 된다.

본 연구의 순차패턴 분석 결과를 보면 오프라인 채널을 이용하는 소비자들은 주로 오프라인 채널을 이용하는 것으로 나타났으며, 온라인 채널을 이용하는 소비자들은 주로 온라인 채널을 이용하는 것으로 나타났다(Table 5). 이러한 결과는 충성도가 높은 집단과 충성도가 낮은 집단 모두에게 동일하게 관찰되었다. 즉, 소비자들은 패션 제품 구매 시 온라인과 오프라인의 채널을 교차로 이용하거나 중간에 전환이 일어나지 않았다는 것이다. 따라서 온라인 채널에서 제품을 구매하는 소비자는 온라인 채널을 이용하고, 오프라인 채널에서 제품을 구매하는 소비자는 다음에도 오프라인 채널에서 제품을 구매한다는 것을 알 수 있었다. 이런 결과로 볼 때 소비자 자신에게 익숙한 채널을 계속 이용한다는 것을 알 수 있었다. 이는 소비자들이 자유롭게 온라인과 오프라인 채널을 이용한다는 기존의 선행연구와는 대치되는 연구결과로 볼 수 있다(Frasquet & Miquel, 2017).

V. Conclusion

본 연구는 패션기업의 실제 빅데이터를 활용해 온

라인과 오프라인 매장에서의 소비자의 패션품목의 구매 패턴을 품목 간의 규칙을 통해 분석하고자 하였다. 보다 심층적인 이해를 위해 소비자의 브랜드 충성도 지표를 기준으로 소비자 집단을 유형화하고, 각 집단들의 구매패턴을 조사하였다. 소비자들의 브랜드 충성도에 대한 군집분석 결과, 충성도가 높은 집단과 낮은 집단으로 유형화되었다. 따라서 각 충성도 집단별로 구매패턴과 구매 시 이용하는 온오프라인 채널을 바꾸는 전환이 일어나는 패턴이 있는지를 조사하였다.

충성도에 따른 구매품목의 패턴 분석결과를 보면 충성도가 높은 집단은 낮은 집단에 비해 브랜드의 비인기 품목들을 구매하는 패턴들이 더 많이 나타났으며, 온라인채널과 오프라인채널에서 모두 유사하게 관찰되었다. 반면에, 충성도가 낮은 집단에서는 온라인과 오프라인 구매패턴이 명확하게 차이가 나타나는 것으로 관찰되었다. 비인기 품목의 경우, 판매량이 작은 품목으로 그 브랜드를 주력 상품이나 시그니처 상품들이 아니기 때문에 충성도가 낮은 집단들은 구매를 꺼리는 것으로 판단된다. 그러나 충성도가 높은 집단은 주력 품목이 아닐지라도 제품을 구매하는 것으로 나타난다. 이러한 소비행동은 채널별 정보 탐색 관점에서 설명될 수 있을 것으로 보인다.

일반적으로 소비자들은 고가의 제품 또는 정보가 없는 제품에 대해서는 고관여 소비행동을 한다. 고관여 소비 행동이란 소비자들의 고가의 제품 또는 정보

<Table 5> Sequential pattern analysis result based on Apriori algorithm of transition pattern of purchasing channel by brand loyalty group

	Pattern	Support
Low loyalty	<{offline, offline}>	0.624545
	<{online}, {online}, {online}, {online}, {online}>	0.454587
	<{online, online}>	0.325465
	<{offline}, {offline}>	0.202354
	<{offline}, {offline}, {offline}, {offline}, {offline}, {offline}>	0.122465
High loyalty	<{offline}, {offline}, {offline}, {offline}, {offline}, {offline}>	0.122465
	<{online}>	0.619937
	<{online}, {online}>	0.358195
	<{offline}>	0.311104
	<{offline}, {offline}, {offline}>	0.200325

가 부족한 제품에 대해서는 위험을 더 높게 지각하므로 더 많은 정보를 탐색하고 제품의 구매결정을 내리는 과정이다(Easey, 2009). 온라인 환경은 오프라인 환경과 비교하여 소비자는 제품의 촉감을 느낄 수도 없으며, 착용하는 것 또한 불가능하기 때문에 정보획득 측면에서 제한적이라고 할 수 있다. 그럼에도 불구하고 충성도가 높은 고객들은 온라인 환경에서도 비인기 품목을 구매하는 패턴들이 관찰되었다. 이는 해당 브랜드에 대한 반복적인 이용과 그로 인한 높은 신뢰도 때문에 가능한 것으로 보인다.

반면에, 충성도가 낮은 집단에서는 오프라인 채널에서의 구매패턴 사이즈가 온라인 채널보다 조금 더 다양하게 나타났다. 오프라인 채널에서만 주로 코트와 같은 고가의 제품들과 스카프와 백 같은 비인기 품목들을 구매하는 패턴들이 관찰되었다. 이러한 현상은 앞서 언급한 것처럼 오프라인 환경이 고가나 정보가 부족한 제품에 대한 정보처리 욕구를 충족시킬 수 있기 때문인 것으로 보인다. 비인기 품목이라도 오프라인 매장 내에서는 제품을 실질적으로 관찰하고 만져 보고 착용해 볼 수 있으며, 판매원으로부터 여러 정보들을 획득할 수 있는 환경이기 때문에 구매가 이루어지는 것으로 보인다. 특히, 패션분야의 경우 소비자들의 판매원 의존도가 높다는 연구결과가 이를 뒷받침한다(Cho, 2012; Seo, 2009).

충성도가 낮은 집단은 온라인에서 상대적으로 브랜드에서 판매량이 높은 인기 품목들을 중심으로 구매가 이루어지는 패턴들이 관찰된다. 이는 소비자들이 판매량이 높은 품목에 대해선 온라인에서도 위험지각을 낮게 할 가능성이 높기 때문인 것으로 보인다. 특히 팬츠의 경우 전체 데이터에서는 오프라인에서의 판매량이 온라인에서의 판매량보다 많았으나 충성도가 낮은 집단에서는 온라인에서 팬츠를 다른 품목들과 함께 동시에 구매하는 패턴을 보이고 있었다. 이것은 팬츠가 판매량이 많은 품목 중의 하나이므로 이런 판매량이 많은 품목의 경우는 이미 소비자에게 검증된 상품이라고 생각하여 온라인으로도 구매하는 것으로 추측된다. 이상의 결과는 소비자들의 추천하는 인기제품에 대하여 기본적으로 긍정적인 태도를 보일 뿐만 아니라 구매의도가 높다는 기존의 선행연구와 유사하다(Dabhokar & Sheng, 2012). 이는 결과적으로 충성도가 낮은 집단의 경우는 온라인 채널에서 오프

라인 채널과 비교하여 상대적으로 안정지향적 소비를 하는 경향이 관찰된다고 할 수 있다.

이상의 결과로 소비자들의 브랜드 충성도에 따라 패션품목의 구매 패턴뿐만 아니라 구매패턴의 사이즈에서도 차이가 있음을 알 수 있었다. 따라서 브랜드 충성도 집단에 따라 패션 품목의 판매전략이나 홍보가 달라져야 할 것이다. 즉, 브랜드 충성도가 높은 집단은 충성도가 낮은 집단에 비해 다양한 구매패턴 사이즈를 보이고 있는 것으로 보아 구매패턴의 다양성을 가지고 있으며, 브랜드의 주력 품목뿐 아니라 비주력 품목들도 구매하고 있으므로 모든 품목에 대한 적극적인 판매전략이나 홍보가 필요할 것이다. 즉, 전체 품목들의 패션스타일링을 제시해 주고, 스타일링 방법 등을 홍보하도록 한다. 상품기획 시에도 전체 품목들이 스타일링이 될 수 있게끔 기획하고 디자인하는 전략을 세워야 할 것이다.

충성도가 낮은 집단은 주로 주력 품목이나 인기 품목 위주로 판매전략이나 홍보가 이루어져야 할 것이다. 그러나 충성도가 낮은 집단에게도 비인기 상품이나 주력 상품이 아닌 품목에 대한 관측을 통해 구매나 소유 경험을 하게 하여 비인기 상품이나 비주력 상품에 대한 위험지각을 낮추고, 긍정적인 경험을 할 수 있게 하는 전략도 필요할 것이다. 또한 충성도 낮은 집단에서도 오프라인에서는 비인기 품목들을 구매하는 패턴도 있으므로, 오프라인에서는 다양한 품목들 간의 스타일링을 제시해 주고, 착용하도록 하여 구매를 유도할 수 있을 것이다. 이때 판매원들의 역할이 중요하므로 판매원들의 스타일링 교육도 이루어져야 할 것이다.

브랜드 충성도가 높은 집단에서는 구매 채널과 관련된 차이가 관찰되었는데, 오프라인 채널에서 더 많은 패턴 사이즈가 관찰되었다. 이는 오프라인 환경에서 좀 더 다양한 구매패턴들이 관찰되었다는 것을 의미한다. 이는 패션산업에서 오프라인 환경의 중요성을 의미한다고 할 수 있다. 더 다양한 품목들 간의 구매패턴들이 발견된다는 것은 소비자들이 획일화된 구조로 쇼핑을 한다는 것이 아니라 다양한 유형의 품목들을 구매하고 경험한다는 것을 의미한다. 이는 오프라인 환경에서 판매원이 전달하는 정보, 또는 시각과 촉각으로 전달되는 정보들은 제품 구매에 대하여 전반적인 위험도를 낮추고 더 많은 소비를 유도한다고

해석할 수 있다. 최근에는 온라인의 편리성만이 부각되고 있으나, 오프라인에서 판매되는 품목들을 확인하여 오프라인에서는 이런 품목의 판매에 주력하는 것도 판매전략이 될 수 있을 것이다.

소비자들은 온오프라인의 채널 이용 시 채널을 바꾸는 전환 패턴이 있는지에 대한 순차패턴 분석 결과, 특정한 전환 패턴이 추출되지 않았다. 즉, 소비자들이 이용하는 채널은 명확히 구분이 된다고 할 수 있다. 이는 소비자들이 온라인과 오프라인 채널을 넘나드는 구매행동을 보인다는 선행연구들과 상반된 결과이다 (Ailawadi & Farris, 2017; Verhoef, Kannan, & Inman, 2015). 이는 본 연구의 대상이 된 패션 기업의 경우, 온라인, 오프라인 채널에서 제품 가격이 동일하며 온라인 채널에서 받을 수 있는 일부 금전적인 혜택을 오프라인 채널에서도 받을 수 있기 때문인 것으로도 해석될 수 있다. 또한 이러한 패턴은 소비자들의 브랜드 충성도 여부와 상관없이 동일하게 관찰되었다. 즉, 소비자들은 자신이 이용하는 채널에 익숙해지면, 채널의 전환이 잘 이루어지지 않는다는 것을 의미한다. 소비자들은 구매를 하는 채널에 대한 특성을 보고, 자신에게 맞는 채널을 선택하여 구매를 하기 때문에 다른 채널로 쉽게 전환하지 않는 것으로도 추측된다. 실제로 Xu and Jackson(2019)의 연구에서도 자신들이 선호하는 채널에 대한 로열티가 형성될 수 있는 것을 확인하였다. 결과적으로, 패션기업이 내부적으로 옴니 채널 형태의 온오프라인의 유통전략을 사용한다고 해도, 소비자들이 접근하는 유통채널을 전환하며 통합적으로 이용하는 행동을 보인다고 할 수 없음을 시사한다. 오히려 채널 타깃의 특성을 밝히고 채널의 장점을 부각하는 전략이 중요할 것으로 보인다.

본 연구에서 의의는 다음과 같다. 실무적으로는 패션기업들이 자사의 브랜드의 충성도에 따라 유형화하여 관리할 필요가 있음을 시사하였다는 점에 의의가 있다. 즉, 충성도가 낮은 소비자들과 높은 소비자들은 품목 구매패턴에서 확연히 차이점을 보이기 때문에 충성도 집단에 따라 앞에서 제시한 다양한 판매와 판촉전략을 세워야 한다는 것이다. 그러나 제품의 구매 시 온라인과 오프라인의 유통채널을 바꾸는 전환 패턴은 나타나지 않았으므로 온라인과 오프라인의 타깃이 명확함을 인지하고, 온라인과 오프라인의 타깃에 따라 각 채널 장점을 부각하는 전략을 세워야 함을 시

사하였다는 점도 중요한 의의이다.

학술적으로는 소비자들의 패션품목의 구매패턴을 패션기업의 대규모 실제 거래 데이터를 통해 구매패턴을 다양한 관점에서 살펴보았다는 점에 의의가 있다. 즉, 약 51만 6,474건의 거래데이터를 활용한 비지도 학습을 기반으로 한 연관규칙 분석결과를 통해 구매패턴을 미시적, 거시적인 시각에서 밝혔다는 것이다.

이를 통해 추후에 소비자의 구매패턴에 대한 이해의 폭을 확장시킬 수 있을 것으로 보인다. 또한 패션분야에서 다소 생소하고 확보하기 어려운 패션기업의 실제 빅데이터 자료를 확보하여 소비자들의 구매패턴과 채널 전환패턴을 분석하였다는 점 역시 의의가 크다. 또한 대부분의 이전 연구들은 주로 소비자 만족, 브랜드 경험, 신뢰와 같은 내재적 요인들이 고객 충성도에 미치는 영향에 집중해왔다. 그러나 본 연구는 다른 관점으로, 충성도가 형성된 후의 소비자 행동을 구체적으로 분석하는 데 의의가 있다. 구체적으로 충성고객과 비충성고객의 구매행동 차이를 조망함으로써, 선택하는 제품 간의 차이점을 밝혀냈다. 이를 통해 소비자 행동에 이해의 폭을 넓혔다고 할 수 있다.

본 연구는 캐주얼 여성복을 대상으로 하였으므로 여성복 전체에 대한 소비패턴으로 일반화하는데 제한이 있다. 남성복의 구매패턴은 여성복과 다른 양상을 보일 것으로 예상되므로 추후 남성복에 대한 구매패턴 연구도 향후 진행될 필요가 있다. 또한 연구자의 연구목적에 맞게 세밀하게 문항을 구성하여 살펴볼 수 있는 기존의 연구방법과 달리 빅데이터 연구는 이와 같은 세밀한 설계를 적용하기 어려운 영역이다. 따라서 빅데이터 분석을 통해 얻어진 결과는 좀 더 거시적인 관점에서의 소비자의 소비패턴 및 경향성 정도는 해석할 수 있지만, 특정 패턴이 형성되는 구체적인 이유를 명확하게 밝히는 데는 구조적인 한계점을 가지고 있다. 따라서 후속 연구에서는 설문조사 방법을 사용하여 소비자들의 소비패턴과 관련된 내재적 심리 구조를 살펴보는 연구를 제안한다.

References

- Agrawal, R., Imielinski, T., & Swami, A. (1993). Database mining: A performance perspective. *IEEE Transactions on Knowledge and Data*

- Engineering*, 5(6), 914-925. doi:10.1109/69.250074
- Ahmadi, S. (2024). A comprehensive study on integration of big data and AI in financial industry and its effect on present and future opportunities. *International Journal of Current Science Research and Review*, 7(1), 66-74. doi:10.47191/ijcsrr/V7-i1-07
- Ailawadi, K. L., & Farris, P. W. (2017). Managing multi-and omni-channel distribution: Metrics and research directions. *Journal of Retailing*, 93(1), 120-135. doi:10.1016/j.jretai.2016.12.003
- Anitha, P., & Patil, M. M. (2022). RFM model for customer purchase behavior using K-Means algorithm. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(5), 1785-1792. doi:10.1016/j.jksuci.2019.12.011
- Barzizza, E., Biassetton, N., Ceccato, R., & Salmaso, L. (2023). Big data analytics and machine learning in supply chain 4.0: A literature review. *Stats*, 6(2), 596-616. doi:10.3390/stats6020038
- Chiu, Y.-P., Lo, S.-K., Hsieh, A.-Y., & Hwang, Y. (2019). Exploring why people spend more time shopping online than in offline stores. *Computers in Human Behavior*, 95, 24-30. doi:10.1016/j.chb.2019.01.029
- Cho, Y. (2012). The effects of salesperson's nonverbal communication on consumer emotions and service quality in fashion shopping. *The Korean Fashion and Textile Research Journal*, 14(3), 413-422. doi:10.5805/KSCI.2012.14.3.413
- Choi, Y.-H., & Lee, K.-H. (2020). Informatics analysis of consumer reviews for 「Frozen 2」 fashion collaboration products: Semantic networks and sentiment analysis. *The Research Journal of the Costume Culture*, 28(2), 265-284. doi:10.29049/rjcc.2020.28.2.265
- Cios, K. J., Pedrycz, W., Swiniarski, R. W., Pedryucz, W., & Kurgan, L. (2007). *Data mining: Knowledge discovery approach*. New York: Springer.
- Dabholkar, P. A., & Sheng, X. (2012). Consumer participation in using online recommendation agents: Effects on satisfaction, trust, and purchase intentions. *The Service Industries Journal*, 32(9), 1433-1449. doi:10.1080/02642069.2011.624596
- Darden, W. R., & Dorsch, M. J. (1990). An action strategy approach to examining shopping behavior. *Journal of Business Research*, 21(3), 289-308. doi:10.1016/0148-2963(90)90034-B
- Dogan, O., Gurcan, O.F., Oztaysi, B., & Gokdere, U. (2019). Analysis of frequent visitor patterns in a shopping mall. In F. Calisir, E. Cevikcan, H. Camgoz Akdag (Eds.), *Industrial engineering in the big data era. Lecture notes in management and industrial engineering* (pp. 217-227). New York: Springer, Cham.
- Duarte, P., e Silva, S. C., & Ferreira, M. B. (2018). How convenient is it? Delivering online shopping convenience to enhance customer satisfaction and encourage e-WOM. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 44, 161-169. doi:10.1016/j.jretconser.2018.06.007
- Dunne, P. M., Lusch, R. F., & Carver, J. R. (2013). *Retailing*. Boston: Cengage Learning.
- Easey, M. (2009). *Fashion marketing*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Ebrahimi, P., Basirat, M., Yousefi, A., Nekomahmud, M., Gholampour, A., & Fekete-Farkas, M. (2022). Social networks marketing and consumer purchase behavior: The combination of SEM and unsupervised machine learning approaches. *Big Data and Cognitive Computing*, 6(2), 1-18. doi:10.3390/bd6020035
- Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69(2), 897-904. doi:10.1016/j.jbusres.2015.07.001
- Frasquet, M., & Miquel, M. J. (2017). Do channel integration efforts pay-off in terms of online and offline customer loyalty? *International Journal of Retail & Distribution Management*, 45(7/8), 859-873. doi:10.1108/IJRDM-10-2016-0175
- Gilly, M. C., & Wolfinbarger, M. (2000). A comparison

- son of consumer experiences with online and offline shopping. *Consumption, Markets and Culture*, 4(2), 187-205. doi:10.1080/10253866.2000.9670355
- Grasby, A., Corsi, A., Dawes, J., Driesener, C., & Sharp, B. (2022). How loyalty extends across product categories. *Journal of Consumer Behaviour*, 21(1), 153-163. doi:10.1002/cb.1981
- Hahm, J., Choi, H., Matsuoka, H., Kim, J., & Byon, K. K. (2023). Understanding the relationship between acceptance of multifunctional health and fitness features of wrist-worn wearables and actual usage. *International Journal of Sports Marketing and Sponsorship*, 24(2), 333-358. doi:10.1108/IJMSM-08-2022-0163
- Halkiopoulos, C., Gkintoni, E., & Antonopoulou, H. (2020). Shopping addiction and emotion based decision-making in consumers. A data mining approach. *International Journal of Recent Scientific Research*, 11(2a), 37241-37246. doi:10.24327/ijrsr.2020.1101.5075
- Han, K., & Lee, M. (2023). Analysis of outdoor-wear research trends using topic modeling. *The Research Journal of the Costume Culture*, 31(1), 53-69. doi:10.29049/rjcc.2023.31.1.53
- Hellerstein, J. M., Stonebraker, M., & Hamilton, J. (2007). Architecture of a database system. *Foundations and Trends® in Databases*, 1(2), 141-259. doi:10.1561/19000000002
- Hoyer, W. D., MacInnis, D. J., & Pieters, R. (2012). *Consumer behavior*. Boston: Cengage Learning.
- Iyengar, S. S., & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? *Journal of Personality and Social Psychology*, 79(6), 995-1006. doi:10.1037/0022-3514.79.6.995
- Jacoby, J., & Chestnut, R. (1978). *Brand loyalty: Measurement and management*. New York: John Wiley & Sons.
- Jo, M. (2021, February 10). 포스텍-삼성물산, AI 기반 패션 추천 서비스 상용화 [POSTECH-Samsung C&T commercializes AI-based fashion recommendation service]. *TechWord*. Retrieved April 5, 2023, from <https://www.epnc.co.kr/news/articleView.html?idxno=201086>
- Jung, H. J., & Oh, K. W. (2016). Devote to the welfare of human beings: Types, motives, and emotions of ethical consumption as revealed by social big data. *The Korean Journal of Consumer and Advertising Psychology*, 17(4), 875-893. doi:10.21074/kjcap.2016.17.4.875
- Jung, Y. G., Park, J. K., Lee, J. C., & Choi, E. Y. (2012). An study on the product purchase patterns using association rule. *Journal of Service Research and Studies*, 2(1), 39-46.
- Kardes, F., Cronley, M., & Cline, T. (2014). *Consumer behavior*. Boston: Cengage Learning.
- Kim, H. J., & Rhee, Y.-J. (2023). The effect of AI shopping assistant's motivated consumer innovativeness on satisfaction and purchase intention. *The Research Journal of the Costume Culture*, 31(5), 651-668. doi:10.29049/rjcc.2023.31.5.651
- Kim, I. K. (2016, January 21). 디 유니클로, 빅데이터로 입맛 맞춘 옷 내놓는다 [Uniqlo is launching clothes tailored to its taste with big data]. *Edaily*. Retrieved April 5, 2023, from <https://www.edaily.co.kr/news/read?newsId=02473126612520016&mediaCodeNo=257>
- Kim, M., & Yu, J. (2021). A study on the effect of importance of information and communication technology service in fashion stores on behavior intention. *The Research Journal of the Costume Culture*, 29(6), 922-931. doi:10.29049/rjcc.2021.29.6.922
- Kumar, V., & Shah, D. (2004). Building and sustaining profitable customer loyalty for the 21st century. *Journal of Retailing*, 80(4), 317-329. doi:10.1016/j.jretai.2004.10.007
- Laney, D. (2001, February 6). 3D data management: Controlling data volume, velocity and variety. *META Group*. Retrieved May 1, 2023, from <https://studylib.net/doc/8647594/3d-data-managem>

- ent--controlling-data-volume--velocity--an
- Lee, H. (2021). Analysis of sustainable fashion research trends using topic modeling. *The Research Journal of the Costume Culture*, 29(4), 538-553. doi:10.29049/rjcc.2021.29.4.538
- Levin, A. M., Levin, I. R., & Heath, C. E. (2003). Product category dependent consumer preferences for online and offline shopping features and their influence on multi-channel retail alliances. *Journal of Electronic Commerce Research*, 4(3), 85-93.
- Lichtenstein, D. R., Ridgway, N. M., & Netemeyer, R. G. (1993). Price perceptions and consumer shopping behavior: A field study. *Journal of Marketing Research*, 30(2), 234-245. doi:10.1177/002224379303000208
- Park, C. (2002). A comparative study on the consumer behavior between online and offline channels. *Distribution Business Review*, (2), 49-63.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*, 1(1), 51-59. doi:10.1089/big.2013.1508
- Romaniuk, J., & Nenycz-Thiel, M. (2013). Behavioral brand loyalty and consumer brand associations. *Journal of Business Research*, 66(1), 67-72. doi:10.1016/j.jbusres.2011.07.024
- Sagi, A., & Friedland, N. (2007). The cost of richness: The effect of the size and diversity of decision sets on post-decision regret. *Journal of Personality and Social Psychology*, 93(4), 515-524. doi:10.1037/0022-3514.93.4.515
- Sarkar, R., & Das, S. (2017). Online shopping vs offline shopping: A comparative study. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*, 3(1), 424-431.
- Schiffman, L. G., & Kanuk, L. L. (2004). *Consumer behavior* (8th ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall.
- Seo, E. K. (2009). The effect of long-term relationships on emotional and relational characteristics with salespeople in fashion stores between middle and senior women. *Human Ecology Research*, 47(7), 97-107.
- Sung, K.-S. (2020). Social media big data analysis of Z-generation fashion. *Journal of the Korea Fashion and Costume Design Association*, 22(3), 49-62. doi:10.30751/kfcda.2020.22.3.49
- Tham, K. W., Dastane, D. O., Johari, Z., & Ismail, N. B. (2019). Perceived risk factors affecting consumers' online shopping behaviour. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 6(4), 249-260.
- Verhoef, P. C., Kannan, P. K., & Inman, J. J. (2015). From multi-channel retailing to omni-channel retailing: Introduction to the special issue on multi-channel retailing. *Journal of Retailing*, 91(2), 174-181. doi:10.1016/j.jretai.2015.02.005
- Xu, X., & Jackson, J. E. (2019). Investigating the influential factors of return channel loyalty in omni-channel retailing. *International Journal of Production Economics*, 216, 118-132. doi:10.1016/j.ijpe.2019.03.011
- Yang, O.-S., Woo, Y.-M., & Yang, Y.-R. (2021). A research on difference between consumer perception of slow fashion and consumption behavior of fast fashion: application of topic modelling with big data. *The Journals of Economics, Marketing & Management*, 9(1), 1-15. doi:10.20482/jemm.2021.9.1.1
- Yoon, S. (2007). *The clothing purchasing behaviors of female high school students in on & off-line shopping mall*. Unpublished master's thesis, Ewha Womans University, Seoul, Korea.