

다품종 온라인 패션 상품 풀필먼트센터의 VAF를 적용한 피킹 동선 개선 사례연구

문보영¹, 김용진²

^{1,2}인하대학교 물류전문대학원

Improving Picking Routes in Multi-Item Online Fashion Fulfillment Centers Using VAF

Bo-Young Moon¹, Yong Jin Kim²

^{1,2}Graduate School of Logistics, Inha University

In light of the unprecedented challenges posed by the COVID-19 pandemic, this paper addresses several critical issues within fulfillment centers, including an increased workload due to a backlog of unprocessed orders and order cancellations resulting from delayed shipments in daily shipment operations. The significant increase in the volume of orders requiring processing emphasizes the need to optimize operational efficiency within fulfillment centers to enhance the shipping process. This paper employs Volume, Frequency, and Association Rules(VFA) analysis techniques to demonstrate the positive impact of enhancing worker operations. VFA is a data analysis technique specifically tailored to bolster operational efficiency within fulfillment centers. It operates by examining data characteristics related to volume, frequency, and association rules. A key aspect of the VFA technique involves segregating products with high online order volumes and frequencies and strategically restocking them near the warehouse location. This strategic placement yields reduced picking times by minimizing the distance required for item retrieval. Consequently, by arranging ordered items in closer proximity within the warehouse, operational efficiency is heightened, leading to a decrease in work time. Furthermore, the study advocates the use of Association Rules, a machine learning analysis method, when handling orders consisting of multiple packages.

Keywords: Fulfillment Center Efficiency, Inventory Relocation, Online Warehouse Efficiency, Association Analysis

논문접수일 : 2024.09.06. 논문수정일 : 2024.10.01. 게재확정일 : 2024.10.03.

본 논문은 인하대학교의 지원에 의해 연구되었음.

1. 인하대학교 물류전문대학원 박사과정

2. 인하대학교, 아태물류학부/물류전문대학원 교수, Corresponding Author: yongjin@inha.ac.kr

1. 서론

2019년 12월 전례 없었던 코로나 사태가 발생하여 많은 변화가 일어났다. 전 세계 물류 공급망이 막히고 감염을 막기 위하여 모든 시스템이 비대면 체계로 전환이 되면서, 유통산업의 온라인 매출 증가와 함께 택배 물량이 급속하게 늘어났다. 한국 소비자원 KCA 보고서(2021 한국의 소비생활지표, p.793~794)에 따르면 코로나 사태 발생 이전에 비해 모든 연령대에서 디지털 소비가 증가했고, 특히 코로나 사태 이전에 디지털 소비 이용률이 낮았던 중장년층에서도 50대는 2.6배, 60대 이상은 10배 이상 증가하는 현상이 있었다. 특히 온라인 채널에서 지출이 증가한 품목은 ‘배달·포장·테이크아웃서비스(39.5%)’, ‘식품(34.0%)’, ‘의류·신발·가방(26.7%)’ 순이었다(2021 한국의 소비생활지표, p.790). 따라서 다품종 패션 상품을 처리하는 3PL 물류 기업들은 효율적인 온라인 물동량 처리가 필수적인 상황이다.

코로나 사태 당시 풀필먼트센터 작업자들의 코로나 감염으로 인해 창고 운영 인력 수급이 매우 어려워 원활한 물동량 처리가 힘들었다. 이런 현상은 모든 온라인 판매 기업에 해당하는 문제로 주문량 변동 폭에 따른 대응이 반드시 필요하다. 주문량 증감에 유연하게 대응하기 위해서, 자동화 인프라 투자로 단기간에 출고 능력을 향상시키기는 어렵다. 그렇다고 창고 작업인력을 무한정 늘릴 수 없는 상황을 고려하여, 기존 운영 인프라와 인력은 그대로 유지하면서 온라인 풀필먼트센터의 운영 효율을 개선하는 새로운 방법을 제시하고자 한다. 본 논문에서는 A 기업의 실제 물동량 수요 데이터를 기반으로 물동량변화에 따른 처리 대응 사례를 분석하고자 한다.

1.1 A사 기업의 현황

분석 대상 기업은 패션기업 A사는 부피가 크지 않은 제품부터 신발, 외투 등을 제조 판매하고 있으며 대략 5~6개 브랜드를 B2C와 B2B 판매 채널로 운영하고 있으며, 코로나 질병 확산을 계기로 온라인 매출이 폭발적으로 늘고 있는 기업이다.

Table 1. Orders and shipments analysis

Section	SKU	No. of Order	EA
Daily Average Volume	1,059	4,777	6,453
Max	2,107 (2 Times)	21,611 (4.5 Times)	30,454 (4.6 Times)
Min	784 (0.74 Times)	1,994 (0.42 Times)	1,475 (0.41 Times)

물동량은 Table 1에서 기술된 내용처럼 일평균 4,777건 주문량(1개월 기준)을 갖고 있으며 일평균 출고되는 SKU는 약 1,059개로 아이템 오더 라인은 6,543건이다.

한 달을 기준으로 볼 때 일일 최대 주문 건수는 평균의 약 4.5배로 폭증하는 특성이 있으며 해당 특성을 감안하여 물동량 업무 생산성을 높일 필요성이 있다. 해당 물동량은 19년 동월 대비 비교 시 1.5배 수준 상승한 수치로 볼 수 있다. 패션 물류의 특성은 계절의 변화로 1년 내내 고정적으로 출고되는 SKU가 적어 월별로 판매되는 SKU가 계속 변한다는 점이다. 전체 SKU 총수는 22,594개로 계절마다 신상품이 생기고, 이월 상품이 누적되어 없어지지 않고 매년 SKU 수가 늘어나는 특성이 있다.

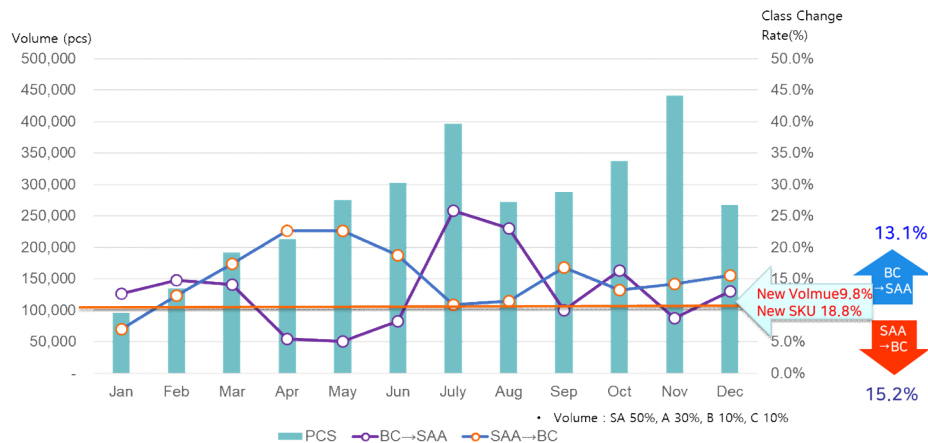


Figure 1. Monthly volume and new SKU class change rate

Figure 1에서 SKU 변동 특성을 잘 볼 수 있다. 월평균 9.8% 해당하는 물동량(pcs)에 판매량이 없었던 신규 SKU가 생기고 있다. 15.2%의 물동이 SA, A등급이 → B, C 등급으로 변경되고 B, C 등급 → SA, A등급으로 13.1%가 변화하고 있다. 즉, 매월 출고 패턴이 크게 변하고 있다는 의미이고, 이를 대응할 분석기법이 필요하다.

1.2 풀필먼트센터 주문 데이터 분석

풀필먼트센터의 주문은 주로 주말에 편중되고 있다. 출고가 없는 토요일, 일요일에 출고 주문량이 쌓여 월요일에 출고량이 많은 특성을 보인다. 월요일 평균 출고량은 평균 대비 2.3배로 높은 편이며, 금요일로 갈수록 주문량이 감소하는 특성을 보인다. 이런 물동량 패턴은 일평균 출고되는 SKU 수도 마찬가지로 일관적으로 SKU 수가 많으면 많을수록 출고 피킹 업무 부하가 높아지기 때문에 처리할 출고량이 많다. Figure 2 그래프에서 보듯이 평균 대비 월요일의 출고 부하량이 높은 것을 알 수 있다.

2개의 합포의 경우 전체 주문의 15.9%, 3개 합포 3%, 4개 합포 1.1%, 5개 이상 합포가 1.7% 수준인 주문 패턴을 보인다. 합포 중 대다수가 2개 제품으로 구성되어 있다. 합포의 비율은 온라인 주문량이 늘어나면 늘수록 많아질 것이며, 이 합포량이 커질수록 풀필먼트센터의 출고 업무 부하가 늘어나기 때문에 생산성이 떨어질 수 있다. 본 연구에서는 이에 대한 운영 분석과 함께 실제 효율화 사례를 제시하고자 한다.

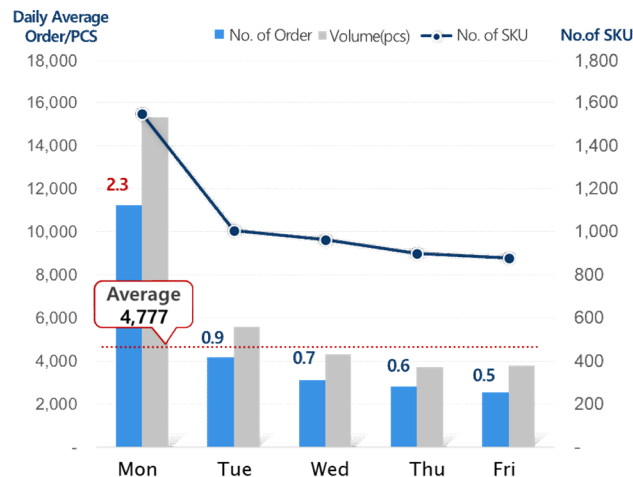


Figure 2. Daily orders and shipment volume

1.3 연구 범위 및 문제 정의

패션 SKU는 제품 스타일에 따라 기본 제품이 사이즈, 색깔로 구분되며 사이즈는 S, M, L, XL, XXL 5가지로 나뉜다. 색깔은 밝은색부터 어두운색, 대표 색상 등으로 보통 3~5가지로 제품이 나오기 때문에 기본 제품이 최대 25종류로 나뉠 수 있다. 패션산업은 다품종 특성 때문에 다른 산업군의 풀필먼트센터 운영보다 더 많은 품목 종류를 피킹 해야 하므로 어려움이 많다. 온라인 유통의 특성상 다품종 소량 주문 형태가 많아서 주문 내 합포 작업의 업무 부하를 가중시키고, 합포 출고에 상당한 시간이 소요되어 풀필먼트센터 운영에 병목현상 지적되고 있다. 또한, 코로나바이러스로 인해 센터 근무자가 감염될 경우 방역을 위해 물류센터 운영이 일시 중단되는 형태로 운영되기 때문에 물류센터 물동량이 빈번하게 폭증하는 현상을 겪었다. 특히 현재 사례 창고는 일요일은 근무자들이 근무하지 않아 주말 주문이 모여서 월요일에 한꺼번에 출고해야 하는 안 좋은 여건을 갖고 있다. 따라서 요일별 출고해야 할 물동량의 편차가 커서 반드시 운영의 효율화가 필요한 상황이다.

본 연구에서는 코로나 발생 이후 온라인 물동량이 증가한 대상 제품을 기준으로 하여, 풀필먼트센터 운영에서 큰 영향을 미치는 피킹 및 합포 출고 프로세스에 관하여 연구하고자 한다.

2. 분석 방법론

2.1 VFA 분석 방법

패션 풀필먼트센터 운영 방안에 효율성 분석을 위해 연구 분석 방법으로 실제 운영하는 풀필먼트센터 주문량 처리 데이터를 이용하여 Figure 3과 같이 풀필먼트센터 주문-출고 프로세스에 VFA 분석기법을 개발하여 적용하고 그 효과를 증명하고자 한다.

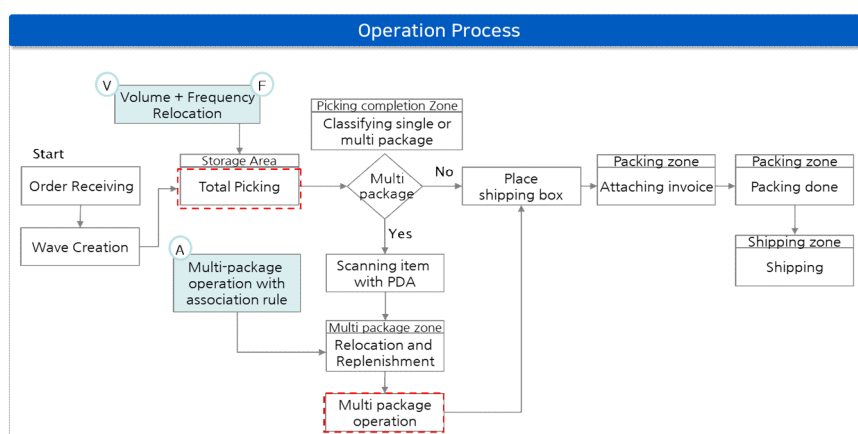


Figure 3. Fulfillment Center order-delivery process

VFA 분석 방법은 풀필먼트센터에 주문 물동량(volume)을 바탕으로 많이 출고되는 물동의 아이템을 찾아내어 출고 작업에 부하가 되는 피킹 거리를 줄이기 위해 재고 재배치하는 방법이다. 주문 빈도(frequency) 또한 매일 출고되는 주문 빈도가 높은 아이템을 데이터 분석을 통해 찾고 최적의 운영 효율을 가져오는 방법이다. 즉, 풀필먼트센터의 온라인 주문량을 주문 물동량과 주문 빈도 분석을 통해 대량 판매되고, 매일 출고 되는 SKU를 찾아내어 제품 적치 시 동선이 용이하고 가까운 곳에 재고 배치하는 방식으

로 효율을 꾀할 수 있다.

특별히 패션 업종이 제품 종류가 많고 신규 상품이 자주 바뀌어 주문 물동량과 함께 주문 빈도로 적용하여 연구해보고자 한다.

연관성 분석(association rules)은 머신러닝 분석기법으로 유의미한 연관성을 통해 규칙을 찾는 기법이다. 패션 상품 풀필먼트센터 주문에서는 한 개의 주문에 여러 제품을 같이 담아 주문하는 합포 주문의 비율이 높다. 이를 해결 하려는 방법으로 동시에 구매될 확률이 높은 상품들을 조건부 확률 개념으로 찾아냄으로써 주문 품목 내 연관관계를 이용하는 것이다. 이 연관성을 이용하여 합포 될 상품끼리 연관 배치하여 합포 작업의 운영 속도를 단축하는 데 활용한다.

한편, 풀필먼트센터 운영 프로세스는 주문 오더 수신 이후 주문 마감 시간에 맞춰 웨이브(wave)를 여러 차례 생성한다. 작업자는 해당 웨이브 오더에서 취합된 제품에 대해 총 수량을 피킹 해 오고 합포 주문 여부에 따라 나눠서 적치한다. 합포가 아닌 단포 주문은 출고 상자를 포장하는 출하 패킹 장소로 이동되고, 출고 송장을 붙이고 상자를 포장하여 택배 출고장으로 나간다. 합포의 경우는 PDA 스캔을 통해 피킹 작업대(picking wall) 선반에 보충 적치하게 되고, 합포 작업을 통해 출고 상자로 적치된다. 이후 프로세스는 단포와 동일하게 운영된다.

총량 피킹 프로세스에서 효율화를 위해 총수량을 피킹 할 때 전체 주문 물동량(volume)과 빈도(frequency)를 ABC 분석에 따라 나누어 등급을 구분한다. 이렇게 주문 물동량이 많고 그 빈도가 높은 물동량에만 적치 시 피킹 거리가 짧은 구역에 배치하고 그 효과성을 검증하고자 한다. 합포 포장 프로세스의 경우에는 머신러닝 기반 연관성 분석(association rules)을 이용하여 같은 주문에 있는 제품끼리 합포 할 때 인접한 합포장에 적치 하여 합포 시간을 단축하는 데 의의가 있다.

본 연구에서는 주문 물동량(volume) 분석, 주문 빈도(frequency) 분석 기법을 활용한 풀필먼트센터의 효과성을 검증하고자 한다.

2.2 기존 문헌 및 선행 연구

기존 문헌 연구에는 물류센터의 업무 부하가 오더 피킹에 집중되어 있음을 설명하고 있다. 그 중 오더 피킹을 위한 창고 내 이동은 “작업의 낭비 요소(Waste)” 라고 하고 있다(Bartholdi and Hackman, 2019). 물류센터 내 업무 중 피킹 이동 시간이 약 55%로 가장 많은 부문을 차지하고 있다(Tompkins et al., 2003). 오더 피킹 시간을 보면 업무 로드 상의 상당수는 이동 55.4%와 제품 찾는 데 18.4%로 전체의 73.8%를 오더 피킹에 소요하고 있다(Frzelle, 2016). 창고 운영 효율화에 대한 선행 연구는 크게 3가지 연구 분야로 구분된다. 먼저, 일반 창고의 오더 피킹 운영 효율을 높이기 위해 제품 분류 및 적치 방법에 관해 연구한 분야가 있고, 두 번째로 오더 피킹 할 경우 어떤 동선이 가장 효율적인지에 관해 연구하고 있다. 세 번째 분류로는 AGV(Automated Guided Vehicle), AMR(Autonomous Mobile Robot) 등 자동화 설비를 이용하여 운영 효율화하는 방법이다.

첫 번째, 제품 분류 및 적치 방법에 관한 연구는 상품 배치 전략을 수행하는 방법이 있다. 지정 배치(dedicated storage), 임의 배치(randomized storage), 클래스별 배치(class-based storage) 등 세 가지로 분류하고 있다(Koster et al., 2007; Merkuriev, 2009; Roodbergen, 2001). 그리고 제품 적재 시 출고 빈도수를 ABC 등급에 따라 영역별 구분하여 입출고 빈도수가 높은 등급이 나가는 위치에 근접하도록 재고 배치를 할당하는 수행 연구가 있다(Rene B.M. and De Koster, 2007). 의류 인터넷 쇼핑몰에서 브랜드를 고려한 상품 입고 및 재배치 방법 연구에서는 동일 브랜드 상자끼리 붙어 있도록 할 때 최적해를 구하기 위해 재배치 할당문제로 준 최적해를 구해 문제해결 계산 시간이 오래 걸리는 점을 해결하는 시스템 연구를 하였다(송용욱·안병혁, 2010).

두 번째 분류에서는 창고 운영의 오더 피킹 단축을 위해 피킹 경로를 최적화하는 연구가 있다. 김태우

(2013)는 미국 H 제조기업의 창고에 있어서 피킹 거리를 단축 시킬 수 있도록 출고 도크에 가까운 쪽의 제품 배치하기 위해 출고 빈도 Clustering 한 후 재배치하고 S-shape 피킹 동선이 효과가 있음을 연구하였다. 신지욱(2017)은 품목별 출하량을 Group Technology 기법을 활용하여 구분하고 Group 별 재배치를 하고 알고리즘별로 최적화된 피킹 동선 연구하였다. 오승철(2018)은 식품 물류센터 내 효율적, 합리적인 피킹 방식을 결정하는 선택 기준 또는 요인이 일별 SKU 수의 합이 적고 배송처별 SKU 수의 합이 많을 경우 배치 피킹이 유리한 것을 연구하였다.

세 번째는 자동화 설비를 이용한 오더 피킹 설비에 대한 창고 운영 효율화 방법이다. 유강철과 강경식(2012)은 고객 수, SKU 수, 주문량의 변수 요인에 따라 생산성 차이를 연구했으며 주요 변수가 고객 수 차이임을 연구하였다. 품목 수나 주문량에 무관하게 고객 수가 적으면 DAS(Digital Assorting System) 방식이, 고객 수가 많으면 DPS(Digital Picking System) 방식이 생산성이 높은 것으로 나타났다. 최준혁·신광섭(2021)은 오더 피킹을 위한 자동화 설비로 AGV나 AMR의 도입 여부 및 효율적인 대수 산출에 대한 의사 결정 시뮬레이션으로 효과를 제시했다. 김태현·송상화(2021)은 오더 피킹 자동화 설비에 재고 보충하는 프로세스상에서 물동량 기준 A급 상품들을 고정 로케이션으로 B, C급 상품들을 변동형 로케이션으로 배치하여 최적화된 모형을 설계하여 시뮬레이션으로 검증하는 연구를 하였다.

2.3 기존 연구와 차별성

기존 창고 효율화 연구 방법에서는 상품 재배치 기법에 대한 연구와 피킹 동선의 최적화 연구가 주류를 이루었고, 오더 피킹 자동화에 대한 최적 시뮬레이션 연구가 있었다. 또한 재고회전율, 주문 빈도, 상품간 연관성을 기준으로 한 재고 배치로 피킹(picking) 동선 효율성을 증명한 연구가 있었다.

본 연구에서는 패션기업 A사의 실제 운영 Data와 다품종 합포장 사례를 바탕으로 VFA 기법을 활용하여 개선 효과를 검증하고 운영 효율 결과를 확인한 연구이다.

기존 연구와 차별성은 VFA 기법 중 주문량, 주문 단위의 빈도량을 온라인 풀필먼트센터 운영에 복합적으로 적용 개선하여 실제 운영사례로 검증한 연구로 패션 업종의 온라인 풀필먼트센터의 다품종 소량 주문 특성을 반영하기 위해 SKU 단위로 분석하였다.

제약을 가정한 시뮬레이션 상황이 아니라 실제 운영 현황에 대해 다품종 온라인 주문 사례를 통해 증명하였다. 또한, 패션 물류 SKU가 많고 자주 출고되는 제품이 변하는 특성을 감안하여 합포 물동량의 규칙과 패턴을 합포장 프로세스에 적용하여 운영 시간을 개선한 점이 다른 연구와 차별되는 점이다.

피킹 시 주문 물동량과 주문 빈도를 이용한 피킹 동선 단축의 효율화를 증명하고, 합포장 운영 시 주문별 SKU간 연관성 분석으로 운영 시간을 단축하여 다품종 온라인 풀필먼트센터에 적용한 사례로 연구하고자 한다.

3. VFA 활용한 피킹 동선 효과 분석

3.1 피킹 동선 현황 분석

풀필먼트센터의 실제 레이아웃은 Figure 4와 같은 구조로 가로 96m, 세로 80m 크기로 면적은 약 5,760 m²이다. 보관을 위해 파렛트랙과 선반 랙을 이용하여 적치 하고 있다. 파렛트 랙은 전체 544 cell 2,192 파렛트로 4단랙으로 이루어져 있다. 선반 랙은 724 cell로 5,752 Box 적치 가능하며 피킹 하는 사람이 지게차 없이 선반에서 피킹할 수 있다. 중간에 합포 및 포장 출하를 위한 출하 패킹장이 있고 왼쪽이 입고 출고 도크이다.

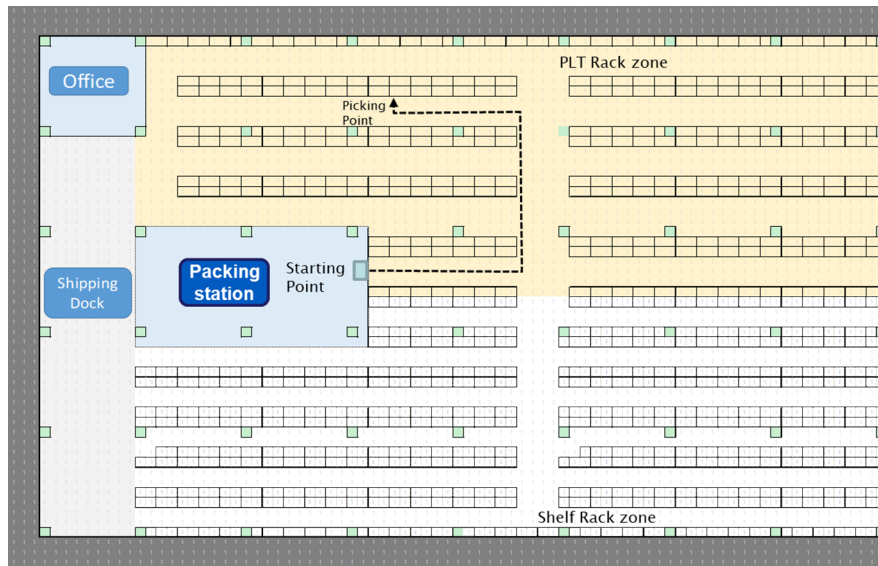


Figure 4. Fulfillment Center Layout

본 연구에서 출고 및 합포장 작업장 입구인 시작점에서 출발하여 해당 파렛트 랙과 선반 랙까지 실제 운영 거리를 가지고 피킹 거리를 측정하여 이동 동선이 얼마나 효율적으로 줄어들었는지 알아보기로 한다. 피킹 거리는 실제 이동 거리로 시작점을 출발하여 각 랙까지 그리고 다시 시작점까지 오는 왕복 거리로 위치를 산정한다. 풀필먼트센터 내 레이아웃 상의 적치된 셀을 기준으로 절대 기준값 시작점부터 피킹할 아 이템이 있는 위치의 행과 열을 기점으로 행 거리 + 열 거리의 최단 거리 합계로 구한다. 파렛트랙 1 cell은 약1.2m이며, 행과 열로 변환하여 최단 거리 합계 개수에 1.2m를 곱한다. 이때 랙이 있는 곳(장애물)을 통과 할 수 없도록 계산한다. 예시로 Figure 4에서 시작점에서 피킹 포인트까지의 거리 계산은 다음과 같다. 14 (시작점 → 오른쪽 행 방향) + 17(위쪽 열 방향) + 12(왼쪽 행 방향) + 1(위쪽 열 방향) = 44이며 44 cell x 1.2m = 52.8m이다. 여기에 왕복 거리를 적용한다.

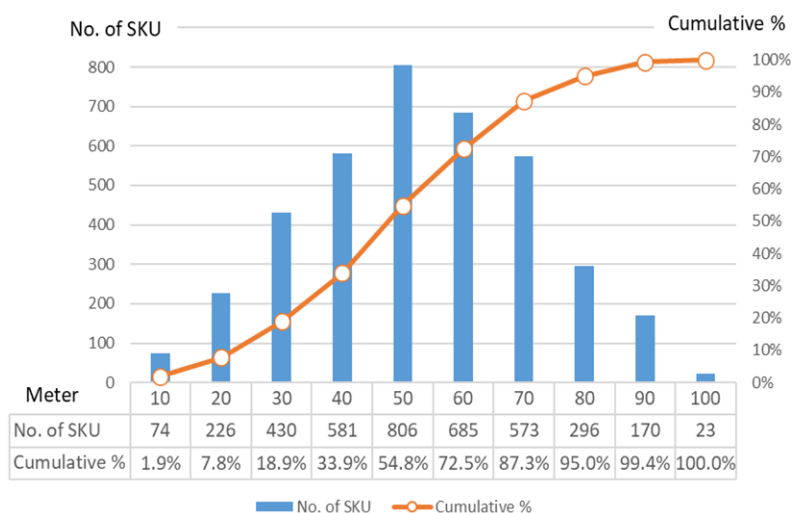


Figure 5. As-is picking distance result

기준에 제품이 배치된 기준으로 피킹 동선 거리를 비교 분석한 결과 다음 Figure 5와 같이 SKU 별 거리 분포가 되어 있다. 그래프 X축은 10m 간격의 피킹 거리(편도)의 도수 표를 말하며, Y축은 SKU의 개수를

말한다. 전체 3,865 SKU에 대해 각 셀별 위치값을 갖고 있으며 해당 도수 분포표로 기존 거리 위치 분포를 볼 수 있다. 0~10m까지 74 SKU 1.92%이며, 40m 이내 적치 피킹 거리를 가지는 SKU수는 전체 33.93%로 1,311개이다. 막대그래프 분포를 보면 중형의 정규곡선과 같은 모습을 띠고 있는 것을 볼 수 있다.

3.2 주문 물동량 및 빈도를 활용한 방법

1) 주문 물동량 ABC 기반 재 적치

출고 물동량 관리를 통해 효율적인 피킹이 될 수 있도록 ABC 운영 기준 프로세스를 정립한다. 먼저 가장 많이 출고되는 제품을 기준으로 하여 주문 물동량이 많은 순부터 등급을 설정하고 출고량을 제품 기준으로 합계를 구한 후 내림차순으로 정렬한다. 정렬 이후에 제품별 합계를 전체 총계로 나누어 누적 물동의 비율이 전체의 0~50%는 SA등급, 그 이후 30%는 A등급, 그다음 10%는 B등급 마지막 10%는 C등급이라고 등급을 결정한다.

Table 2. ABC classification result

Class	Cumulative Sum	SKU		Volume	
		Number	%	PCS	%
SA	0~50%	166	4.29%	47,612	50%
A	50~80%	446	11.54%	28,863	30%
B	80~90%	515	13.32%	9,555	10%
C	90~100%	2,738	70.84%	9,514	10%

Table 2 결과에서 요약되듯이 상위 15.83%가 전체 물동 80%를 차지하고 있으며, 20%에 해당하는 출고량은 84.2%가 나옴을 알 수 있다. 이렇게 나온 물동(volume) ABC 분석 결과를 가지고 피킹 운영 효율화를 위해 재고 재배치를 수행한다.

재고 재배치 방법은 물동량 기준으로 ABC 분석을 시행하면 SA급 SKU 순으로 가장 많은 주문을 가진 상품을 알 수 있다. 피킹 시작 지점으로부터 포장장까지 거리가 가장 가까운 곳부터 물동량이 많은 상품 순으로 배치한다. ABC 등급순으로 배치하면 SA 등급 제품이 포장 공간 앞 열을 다 차지하게 되고, C등급 상품들은 제일 먼 위치로 적치하게 된다.

이를 토대로 1개월간 누적 피킹 거리의 변화를 살펴보기로 한다.

2) 주문 빈도(frequency) 기반 재적치

주문 빈도를 설정하기 위해 주문이 들어오는 제품에 대해 Table 3과 같이 다음 기준으로 HF :고빈도, MF :중빈도, LF: 저빈도로 나누어 구분한다. 주문 빈도의 구분 기준인 HF 등급은 매일 출고된 SKU를 기준으로 한다. 대상 월 총 출고일수 (풀필먼트센터 운영일수)가 20일이며, 19일 이상이면 거의 매일 출고됐다고 간주한다. MF1은 중간 등급으로 주에 4회 이상 출고된 SKU를 구분하며 공휴일 등 ± 2 일을 감안하여 16일로 정한다. MF2 등급은 3일에 1회 주문된 상품을 찾기 위한 등급으로 10~13일을 기준으로 한다. LF 등급은 10일 미만 등급으로 산정한다.

Table 3. The Order frequency by SKU

SKU Class	The Number of Shipment days	SKU		Volume	
		No. of SKU	%	PCS	%
HF	19 days ↑	213	5.5	47,425	49.6
MF1	14~18 days	248	6.4	18,817	19.7
MF2	10~13 days	305	7.9	10,230	10.7
LF	9 days ↓	3,099	80.2	19,072	20.0
Sum		3,865	100	95,554	100

전체 3,865 SKU에 대하여 HF등급은 213개로 전체의 5.5%이며 해당 등급 물동량은 49.6%로 반을 차지한다. 따라서 HF 등급 매일 나가는 제품은 피킹 동선이 짧은 곳에 배치해야 하고 그로 인한 피킹 운영 효율화를 예상할 수 있다. MF1, MF2 등급까지가 553개로 전체 SKU의 약 14.3%이며 전체 물동량의 30.4%를 차지한다. 전체 20% 해당하는 SKU가 전체 물동의 80% 차지하고 있으며 해당 20% SKU를 출고 빈도 높은 순서대로 제품 배치하여 효율화를 하고자 한다. LF 등급에 있는 SKU 들은 긴꼬리를 형성하면서 빈도가 적은 제품들이나 서론에서 거론했듯이 계절적 변화에 따라 점차 물동량과 빈도가 높아질 제품이 섞여 있다. 그래서 주기적으로 ABC 물량 빈도를 분석해서 제품 재적치를 해야 할 필요성이 있다.

재적치 방법으로는 주문 빈도를 기준으로 높은 순의 상품을 피킹 시작 지점과 포장 작업장에 가깝도록 재배치를 시행한다. 주문 빈도는 제품의 주기와 연관성이 깊어 출고가 많은 제품일수록 재배치가 필요하다.

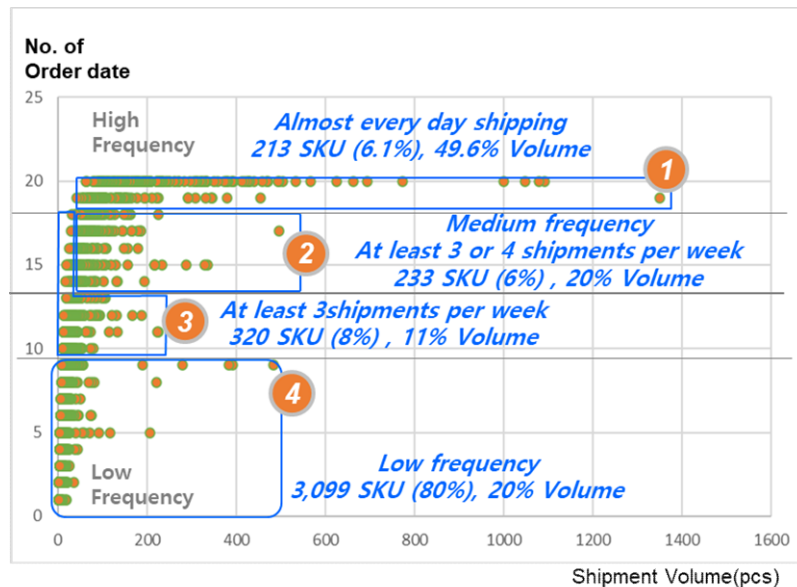


Figure 6. Volume-Frequency graph

3) 주문 물동량, 출고 빈도 기반 재적치

주문 물동량 및 출고 빈도를 기반으로 한 적치 방법으로 3가지를 비교한다. 첫 번째는 주문 물동량이 높은 순서대로 가까운 랙 위치별로 보관하는 방법이다. 두 번째는 주문 빈도일 수가 높은 제품별로 시작점에

서 가까운 쪽으로 배치하는 방법이다. 세 번째는 Figure 6과 같이 물동량과 빈도를 같이 분석하여 그 특성으로 그룹을 나누고 그룹의 빈도가 높은 순 물동이 높은 순서대로 서열화하여 배치하는 방법이다. Figure 6 그래프는 X축을 주문 및 출고량, Y축을 주문 빈도를 축으로 하여 출고된 제품의 점을 그래프로 나타낸 것이다.

그림에서 1번 그룹은 19일 이상 출고 빈도를 가지며, 전체 물동의 49.6% 차지하는 집단으로 전체 출고 SKU 중 213개 해당한다. 물동량 SA, A등급이면서 매일 출고되는 물동량을 의미한다. 이는 전체 SKU에 6.1% 해당하며 1번 그룹에 대해서는 가장 가까운 랙 위치에 배치할수록 피킹 동선 거리의 효율을 극대화할 수 있다.

2번 그룹은 중빈도 MF1의 SA, A등급 233개 SKU(6%)로 전체 물동량의 20%를 차지한다. 2번 그룹은 1번 그룹 다음으로 이어서 가까운 위치로 배치한다. MF1, B등급을 포함한 MF2 그룹은 3번 그룹으로 주 2~3회 출고되는 그룹으로서 320 SKU(8%), 전체 물동량 11%이다. 2번 그룹에 이어서 그 제품 재적치가 필요하다. 마지막으로 4번 그룹은 패션산업 특성상 다양한 SKU들이 여기에 속한다. 전체 물동량이 20%이면서 80%에 해당하는 3,099 SKU를 가지고 있다. 세부 SKU 숫자는 Table 4에서 볼 수 있다.

Table 4. SKU Classification by Volume-Frequency

Volume Frequency	SA	A	B	C	Sum
HF	131	82	-	-	213
MF1	24	209	15	-	248
MF2	4	109	188	4	305
LF	7	46	312	2,734	3,099
Sum	166	446	515	2,738	3,865

출고 빈도와 주문량 모두 낮은 편으로 계절 변화 시 재고 체화되거나 유행에 지난 상품들에 해당한다. 따라서 이런 등급 제품들 적재 시에는 적재율에 초점을 두어 적치가 많이 되는 셀과 출고가 덜 용이한 지역에 배치한다.

3.3 분석 결과

1) 주문량 기준 우선 재적치 시 피킹 거리 분포

Figure 7 그래프에서 보이는 바와 같이 주문량(volume) 기준 물동이 높은 순으로 ABC 등급을 나눈 결과 30m, 40m 두가지 피킹 거리의 제품 분포가 많아진 것을 알 수 있다. 0~10m까지 92 SKU 2.4%이며, 40m 이내 적치 피킹 거리를 가지는 SKU수는 기존에 비해 33.93% → 32.1%로 1,311 → 1,664개로 많아진 것을 알 수 있다. 즉 주문량(volume) 기준으로 재적치 시 SKU 별 동선 거리 분포가 단축되어 효과를 알 수 있다.

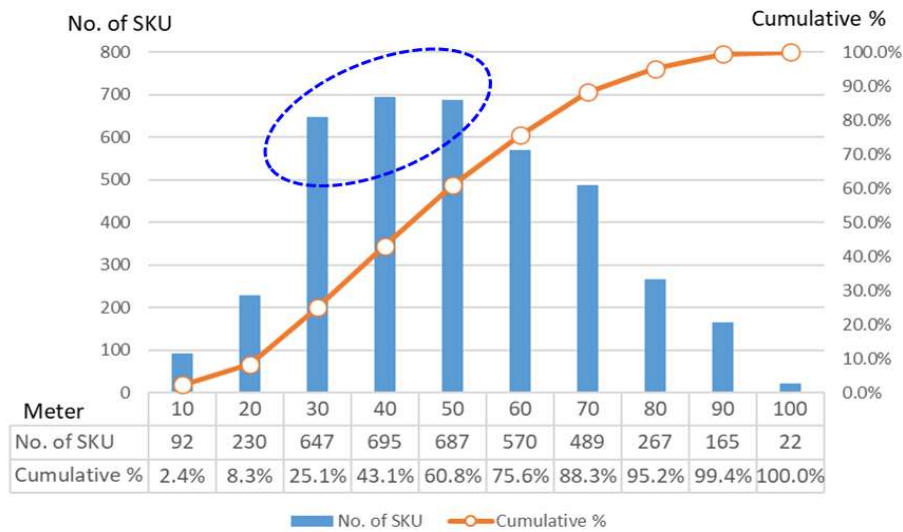


Figure 7. Picking distance based on order volume

피킹 거리 50m 이내까지는 전체 SKU의 60.8%로 기존 54.79%에 비해 짧아졌지만, 70m 이후에서는 88.3%로 기존 87.3%와 큰 차이가 나지 않는 걸 볼 수 있다.

2) 빈도 기준 우선 재적치 시 피킹 거리 분포

Figure 8은 빈도 기준 우선으로 SKU를 재적치 했을 때 피킹 동선 거리별 SKU 분포된 그래프이다. 10m 까지가 분포된 SKU수가 211개로 5.5%로 기존은 물론 물동량보다도 훨씬 가깝게 분포된 것을 알 수 있다. 물동량 기준 우선 그래프에 비해 10m, 20m에 해당하는 SKU 수 분포가 늘어난 점을 그래프 파란색 원 부분에서도 확인할 수 있다. 10m 이내가 1.9% → 5.5%, 20m 이내가 7.7% → 12.6%로 동선 거리 단축된다. 그 래프에서 확인되듯이 빈도 기준 배치가 물동량 기준 배치 보다 근접한 20m 거리에서 더 많이 분포함을 미 루어보아 빈도 기준이 동선 거리 단축 효과가 더 있음을 확인할 수 있다.

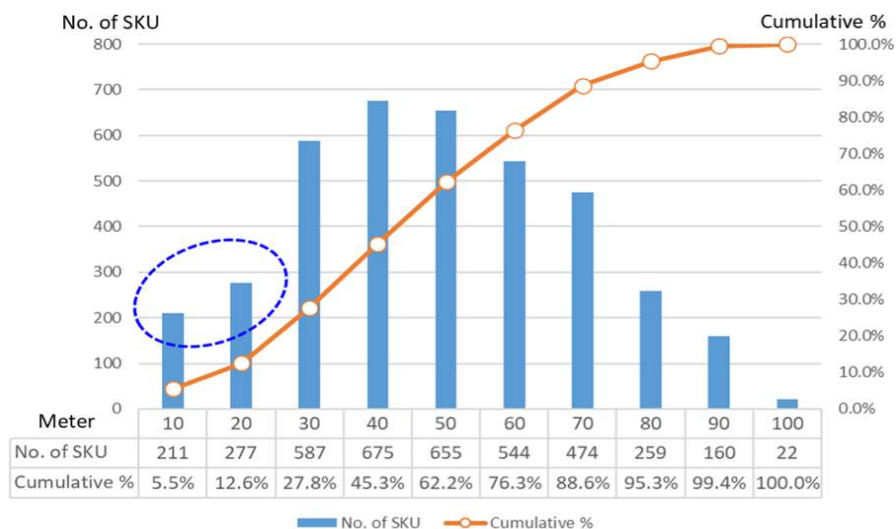


Figure 8 Picking distance based on order frequency

물동량 기준 배치보다 빈도 기준 배치가 20m 내에서 더 효과가 있는 이유는 SA 급의 SKU는 166개에 비해 빈도 높은 HF등급 SKU가 213개로 더 많은 것으로 알 수 있다. 물동량 기준에 비해 상대적으로 주문 빈도 재배치 정책이 피킹이 짧은 거리에 배치되기 때문에 결과적으로 주문 빈도가 많은 그룹이 피킹 거리가 짧아지게 된다. 이런 이유로 빈도 기준 우선 재적치 시 피킹 거리 분포가 좋은 효과가 나오게 된다.

3) 물동 + 빈도 기준 우선 재적치 시 피킹 거리 분포

물동+빈도 기준 우선 재적치 한 Figure 9를 보면 빈도 기준 우선 재적치 한 그래프와 마찬가지로 10m, 20m 이내 피킹 거리의 SKU수가 늘었음을 알 수 있다. 10m 이내 피킹 거리에서는 기존 74개 SKU(1.92%)보다 → 230개 SKU(6%)로 많은 SKU가 단축된 피킹 거리 보관장소에 분포한다. 20m 이내 피킹 거리에서는 기존 226개 SKU(7.76%)보다 → 297개 SKU (13.6%)로 많은 SKU가 피킹 동선이 단축됨을 알 수 있다. 빈도 기준 재적치에 비교해서 30m 이내에서 587개 SKU (27.8%)보다 → 622개 SKU(29.7%)로 더 많은 SKU 구성이 피킹 동선이 단축됨을 알 수 있다.

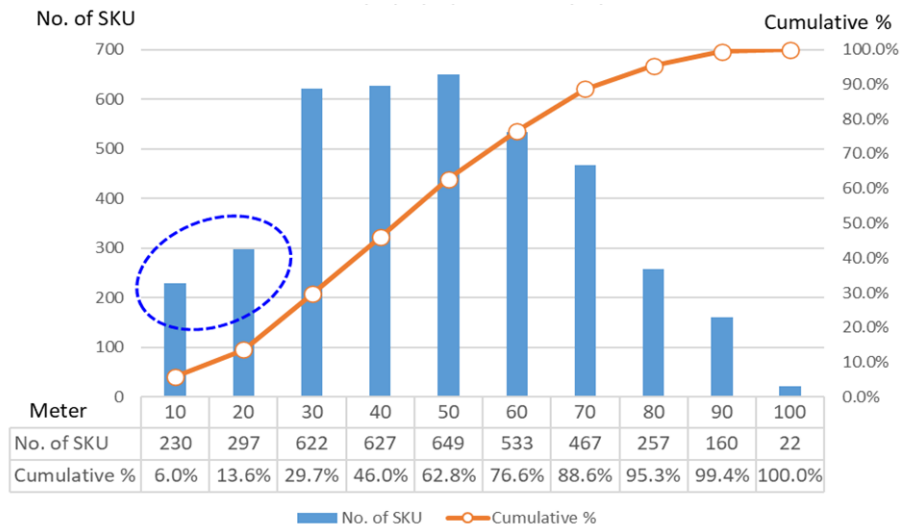


Figure 9. Picking distance based on order volume and frequency

결과적으로 물동(volume), 빈도(frequency), 물동 + 빈도 조건에서 물동+빈도를 조합하여 재배치한 피킹 동선 단축 분포가 높은 것을 알 수 있다.

4) 피킹 동선 효율화 결과

다음 Figure 10은 물동 기준, 빈도 기준, 물동+빈도 기준으로 주문량에 따른 피킹 동선 거리를 일 누계로 나타낸 그래프이다. 하루 주문을 기준으로 피킹 해야 할 제품 SKU들에 대해서 배치된 풀필먼트센터 위치에서 피킹 작업대까지의 이동 왕복 거리를 측정해서 다음과 같이 그래프화 했다.

X축 좌표는 출고일을 순서대로 나타내고, Y축은 재고 재배치했을 때 실제 출고된 데이터로 일자별 피킹 동선(왕복) 거리 합을 나타낸다. 1일 차에는 주문이 많아 거릿값이 상당히 크지만, 월요일에 많고 금요일에 떨어지는 패턴으로 주문량에 따라 피킹 동선 거리가 변화하는 것을 볼 수 있다. 기존과 비교하기 위하여 누계 그래프를 색으로 표시하였다. 기존 피킹 동선 거리는 파란색 그래프로 제일 높은 면적을 차지하는 것을 알 수 있으며 누적 피킹 동선 거리 합계는 1,910km로 상당히 높다.

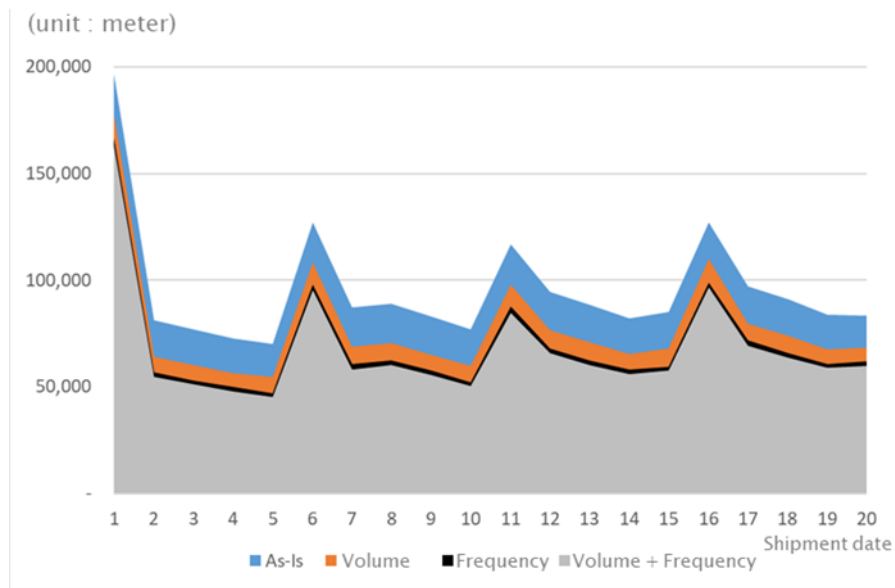


Figure 10. Base Month Cumulative picking distance graph

물동 기준으로 재고 재배치한 거리는 주황색 면적 그래프로 기존(1,910km) 보다는 누적 거리 합계 (1,564km)가 낮다. 즉, 면적 그래프가 낮을수록 피킹 동선 거리가 짧은 것을 의미하니, 기존보다 물동 기준 피킹 거리로 재배치했을 때 효과가 있다고 볼 수 있다. 월 누계로 보면 기존보다 345km가 절감되어 18.1% 동선 거리 단축된다.

빈도 기준 재배치된 그래프는 검은색인데 물동 기준 재배치된 그래프에 비해 모든 출고 일자가 피킹 거리가 낮은 것을 알 수 있다. 총 기존 피킹 거리에 비해 한 달 누적 단축된 피킹 동선 거리는 511,261m로 26.8%의 효과를 보인다.

물동 + 빈도 기준 재배치된 그래프는 회색으로 표시된 누적 그래프로 3가지 경우에 비해 제일 낮은 누적 그래프를 보여준다. 그만큼 물동+빈도 기준 재배치 시 거리는 555,883m로 단축된 29.1% 효과로 가장 좋은 것을 볼 수 있다. 결과적으로 물동+빈도 기준으로 재배치된 운영 형태가 가장 많이 단축되었다.

Table 5. Relocation result based on Volume and Frequency

Relocation Section	Base Month				Next Month			
	As-is	To-Be			As-is	To-Be		
		Volume	Frequency	Volume & Frequency		Volume	Frequency	Volume & Frequency
Total Distance (km)	1,910	1,564	1,398	1,354	2,460	2,253	1,640	1,562
Saving Distance (km)	-	345	511	555	-	206	819	897
%	-	18.1%	26.8%	29.1%	-	8.41%	33.3%	36.5%
Time (Hour)	1,591	1,304	1,165	1,128	2,050	1,878	1,368	1,302

선행연구(오승철, 2018)에 따르면 1m당 작업자가 이동하는데 평균 3초 시간이 걸린 것으로 되어 있다.

이 시간을 적용하면 Table 5 소요 시간과 같다. 기존에 작업자가 피킹 하는 데 한 달 총 1,591.7시간이 소요 되는데 To-be 물동+빈도 기준으로 463.2시간이 줄어든다. 이를 한 달 작업인력으로 환산하게 되면 다음과 같은 식으로 계산될 수 있다. $463.2\text{시간} \div 20\text{일} \div 8\text{시간(1일 작업시간)} = 2.9$ 가 되는데 약 2.9명분의 작업 공수를 줄일 수 있다. 이는 거꾸로 2.8명분만큼의 작업효율을 낼 수 있다는 뜻으로 볼 수 있다. 풀필먼트센터에서는 출고 작업 외에 반품 업무가 작업시간이 긴데, 이때 유휴 가능 인력을 반품 등 다른 업무에 추가 투입하여 운영 개선 효과를 볼 수 있다.

5) 월별 ABC 등급변화에 따른 효율화 결과

패션 풀필먼트센터의 경우 신규 상품이 계속해서 입고되며, 인기 상품 변화에 따라 출고 ABC 등급변화로 패턴이 변한다. 따라서 기준월에 피킹 동선 거리 단축으로 작업인력 절감 효과를 보이더라도 그 다음 달에도 효과가 있는지 확인해야 한다. 기준월과 다음 달의 물동량변화는 다음 Table 6과 같이 신규 상품이 27.5% 더 증가하였고, 물동량은 40.4%가 늘었다. SA, A \rightarrow B, C 등급은 7%가 바뀌고 B, C \rightarrow SA, A 등급 12.6% 증가하는 변화가 보였다.

Table 6. Changes in volume between base and next month

Section	Base Month	Next Month	Difference
The Number of SKU	3,865	4,926	+27.5%
Volume	95,544	134,114	40.4%
Shipment Days	20 days	19 days	-1
ABC Class Change	SA, A \rightarrow B, C change 7% B, C \rightarrow SA, A Change 12.6%		

기준월 대비 익월 효과 결과는 Table 6에서 보이듯이 물동 기준 피킹 동선 단축률은 8.41%로 효과가 있는 것을 알 수 있다. 피킹 거리는 기준 월 191만km 대비 2,460만km 전체 피킹 거리는 증가한 것을 알 수 있다. 빈도 기준은 33.3%, 물동+빈도 기준은 36.5%로 동선 단축 효과가 나는 것을 알 수 있으며, 기준월 대비 물동은 40% 출고 SKU수는 27.5% 증가하였기 때문에 효과가 더 큰 것을 알 수 있다. 이는 SKU수가 늘었지만, 신상품이 출고가 높았고 익월의 SA, A등급이 B, C 등급으로 변하는 비율이 7%로 상대적으로 평균 15.2%에 비해 낮았기 때문에 효과가 더 좋게 나온 것으로 볼 수 있다.

Figure 11을 보면 Figure 10 전월과 다른 패턴을 볼 수 있다. 월초 보다는 월중이 물동량이 높다. 하지만 같은 계절로 신규 상품이 적어 여전히 동선 거리 단축 효과가 있다. 기존과 비교하기 위하여 누계 그래프를 색으로 표시하였는데, 기존 피킹 동선 거리는 파란색 그래프로 제일 높은 면적을 차지하는 것을 알 수 있으며 누적 피킹 동선 거리 합계는 2,460km로 전월 1,910km에 비해 28.7% 높다. 물동 + 빈도 기준으로 재고 재배치한 거리는 노란색 면적 그래프로 기존(2,460km) 보다는 누적 거리 합계(1,562km)가 낮아 물동 기준 피킹 거리로 재배치했을 때 효과가 있다고 볼 수 있다. 월 누계로 보면 기존보다 897km가 절감되어 36.5% 동선 거리 단축된다. 이는 전월 29.1%보다 더 많이 효율화된 수치로 월이 바뀌어도 계절이 바뀌지 않는 한 여전히 유효하다는 것을 보여준다.

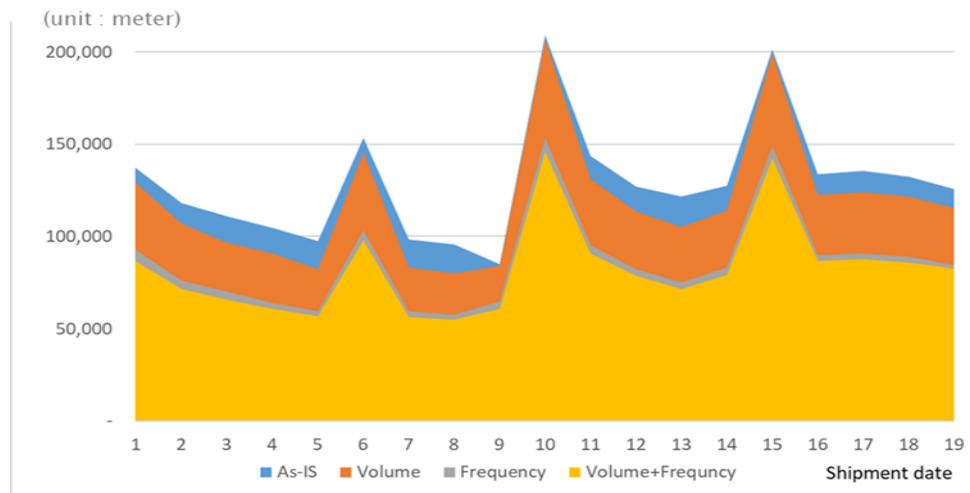


Figure 11. Next month cumulative picking distance graph

4. 결론

4.1 연구 결과의 요약 및 시사점

코로나로 인해 비대면 체계 전환으로 빠르게 가속화된 온라인 유통망 확대가 풀필먼트센터의 산업 발전을 이루었다. 온라인 유통업체들의 경쟁이 물류 서비스를 차별화 전략으로 내세우고 있고 특히 리드타임의 경우 가장 중요한 서비스로 온라인 매출을 촉진하는 요인이 되었다. 국내 물류 유통 공급망의 리드타임을 볼 때, 택배 배송은 1~2일로 큰 차이가 나지 않아 풀필먼트센터 내에서 빠른 출고 처리가 소비자 리드타임에 영향을 많이 미친다. 따라서 이를 충족하기 위한 풀필먼트센터 출고 능력도 중요해지고 있다. 더욱이 작업자의 코로나 감염으로 인해 창고 운영이 중단되고, 적기에 미처리된 주문을 처리할 작업자가 부족해 어려움이 있다. 따라서 풀필먼트센터의 출고 속도 향상과 운영 효율화 연구가 절실히 필요한 상황이다.

본 연구에서는 풀필먼트센터의 가장 큰 업무 부하 요인인 피킹 처리에 대해 추가 투자 없이 기존 인프라로 운영 효율을 높이기 위한 연구를 수행하였다. 이를 통해 풀필먼트센터에서 판매주문을 효율적으로 처리하기 위해 물동량 및 빈도 분석을 활용하여 효율적으로 피킹 거리를 줄여 작업시간을 단축시켰다. 풀필먼트센터에서 합포 작업이 많으면 많을수록 SKU수가 많아지면 많을수록 절감 운영 시간이 늘어나게 되어 있으므로 피킹 시간 단축으로 대응되는 효과가 크다고 할 수 있다.

출고 프로세스를 종합적으로 볼 때 Table 5와 같이 운영 절감 시간은 기존 대비 약 30%의 효과가 있음을 확인할 수 있다.

주요 시사점으로는 다음과 같다. 첫 번째, 실제 주문데이터와 운영 조건을 갖고 연구를 진행하였으며, Data 분석한 결과 주문량(volume) 및 주문 빈도(frequency)에 따른 피킹 동선 거리 단축으로 기존 소요 시간(1,591.7)보다 29.1% 절감된 풀필먼트센터 운영 개선 효과를 증명하였다.

두 번째는 소비자가 주문하는 누적량보다는 제품 빈도가 높을수록 운영 시간 단축이 높아 온라인 풀필먼트센터에서 출고 빈도가 높은 제품일수록 가까운 쪽의 배치가 필요하다. 즉, 다품종 소량 패턴의 패션산업 주문을 처리하는 풀필먼트센터에서는 물동보다는 주문 빈도를 중심으로 재고 배치 효율화가 필요하다.

세 번째는 기존 풀필먼트센터에서 자동화 인프라의 변화나 신규 설비 투자 없이 단기간에 운영 효과를

내기 좋은 방법으로 VFA 기법의 활용성이 높다. 최근 1개월의 데이터로 기존 운영 수준을 끌어올릴 수 있고, 점차 여러 제품을 통합하여 화주를 유지하는 풀필먼트센터에 적용할 수 있다. 계절에 따른 제품의 출고 패턴이 바뀌는 패션물류센터에서도 그 효과가 유효하다.

본 연구는 기존의 인프라를 그대로 둔 채 운영 효율성을 높인 결과로, 중소형 풀필먼트센터에서 운영 효율화하는 데 유용할 것으로 보인다. 특히 합포 작업의 경우에는 코로나 동안 풀필먼트센터의 임시 고용된 초보 작업자들의 비율이 50%를 넘는 조건에서 단축된 결과이므로 임시직 채용이 빈번하고 초보자가 많이 있는 풀필먼트센터에서도 효율적이다. 향후 유사한 특성을 갖는 다품종 소량 주문의 풀필먼트센터에서 합포장 및 Value Added Service(VAS) 작업이 많이 늘어 날 것이며, 본 연구인 VFA 기법을 활용한 풀필먼트센터 운영 효율화가 도움이 될 것이다.

4.2 향후 연구 방향

본 연구는 실제 패션산업 풀필먼트센터 사례를 바탕으로 VFA 기법이 효과가 있음을 증명하였다. 향후 연구에서는 성수기 및 주문 폭증 시에도 VFA 기법의 효율성이 어느 정도 효과가 있을지 연구가 필요하다. 특히 합포량이 상당히 많이 늘어날 때 작업자의 운영 효율성과 주문되는 SKU수가 급격히 늘어났을 경우에 관해서도 연구가 필요하다.

본 연구에서는 기존 인프라를 그대로 두고 재배치를 통해 효과적으로 피킹 시간을 단축하는 방법을 연구하였는데 다품종의 종류가 늘어나게 되면 한계가 있을 것이라고 생각된다. 후속 연구로 풀필먼트센터 자동화 설비를 도입했을 때 효과에 대해서도 향후 비교 연구가 필요하다.

참고문헌

- Choi, J. , Shin, K.(2021), Optimal Operational Plan of AGV and AMR in Fulfillment Centers using Simulation, Korea Big data Society, 6(2), 17-28
- Edward H Frazelle, (2016), World-Class Warehousing and Material Handling (2nd Edition), Atlanta, GA: Mcgraw Hill.
- John J. BARTHOLDI III and Steven T. HACKMAN, (2019). Warehouse & Distribution Science(0.98), Atlanta, GA : Warehouse-Science GIT.
- Jung, S. , Kang, M.(1999), Stock Location Assignment Method in Warehouse Using Data Mining Technique, The Korean Institute of Industrial Enginee Proceedings of the Fall Joint Conference, 666-669
- Kim, T. , Song, S.(2021), A Study on optimizing warehouse picking facilities for online order fulfillment, The Journal of Society for e-Business Studies, 26(1), 67-78
- Kim, T.(2013), Research on Warehouse Operation improvement: Focused on Storage Location and Pick Path Optimization, Graduate School of Incheon National University
- Oh, S.(2018), A Study on Efficiency Comparison between Order Picking and Batch Picking in Food Distribution Center, Korea Logistics Review, 28(4), 21-33
- Rene B.M and De Koster, (2007). Design and control of warehouse order picking: Rotterdam, European Journal of Operational Research.
- Shin, J.(2017), A Study on the Model of TSP Problem for Optimal Picking Path of Warehouse, Graduate School Kumoh National Institute of Technology
- Son, J. , Shin, K.(2017), Research on Location Selection Method Development for Storing Service Parts using Data Analytics, Korea Big data Society, 2(2), 33-46
- Song, Y. , Ahn, B.(2010), An Efficient Heuristic for Storage Location Assignment and Reallocation for Products of Different Brands at Internet Shopping Malls for Clothing, Korea Intelligent Information Systems Society, 16(2), 129-141
- South Korea's Consumer Life Index (2021), 11p <https://www.kca.go.kr/smartconsumer/sub.do?menukey=7301&mode=view&no=1003294242&cate=00000054>
- Tompkins, J.A., White, J.A., Bozer, Y.A., Frazelle, E.H. and Tanchoco, J.M.A, (2003), Facilities Planning(14th edition). NJ : John Wiley & Sons.
- Yeo, S. , Seong, K. , Wang, J.(2009), A Study on Efficient Stock Arrangement of Distribution Center Using MBA Analysis and Simulation in Retail Business, Industrial Engineering Interfaces, 22(3), 234-242
- You, K. , Kang, K. , Rim, S.(2012), Productivity comparison between DPS and DAS for optimal order picking system design of distribution centers, Productivity comparison between DPS and DAS for optimal order picking system design of distribution centers, 12(2). 111-120

요약문

COVID-19로 인해 온라인 풀필먼트센터 전환이 가속화되었고 일일 출고 운영량을 초과하여, 출고 지연으로 주문을 취소하는 등의 문제가 생기고 있다. 이를 해결하기 위해 출고 처리 향상을 위한 풀필먼트센터 내 운영 효율화가 굉장히 중요하며, 본 연구에서는 패션 풀필먼트센터의 데이터를 기반으로 VFA 분석기법을 활용하여 실제 작업자 운영 개선 효과를 증명하고자 한다. VFA 분석기법은 주문량(Volume), 주문 빈도(Frequency), 주문 내 상품 연관성(Association Rules)의 Data를 분석하여 풀필먼트센터 출고 운영의 효율화를 꾀하는 방법이다. 온라인 주문량(Volume)과 주문 빈도(Frequency)가 높은 상품을 구분하여 입고 시 재적치하면 피킹 작업자의 동선을 줄여 피킹 시간을 단축하는 효과가 있다. 다품종 온라인 상품 주문 특성상 합포 작업이 많고 패션 제품 수가 많아서 출고 작업에 업무 부하가 심한데, 머신러닝 분석 방법의 하나인 연관성 분석(Association Rules)을 이용하여 합포 작업자 운영 속도를 개선하였다. 주문 내 연관관계를 활용하여 합포 작업시간을 줄이고 전체 출고 운영 능력을 향상시킨다. 본 연구를 바탕으로 VFA 기법을 활용한 풀필먼트센터 운영 효율화를 정량적인 데이터로 증명하였고, 온라인 풀필먼트센터에서 인력 효율화 및 생산성 향상될 것으로 기대한다.

주제어: 풀필먼트센터 효율화, 다품종 온라인 상품 물류, 패션 물류 운영 최적화