

FP-Growth 기법을 활용한 전자재 재고 재배치 기법 개발

Development of Relocation Method for Construction Materials using FP-Growth

이효준 · 김재원 · 신광섭[†]

인천대학교 동북아물류대학원

요약

재고의 배치 위치는 오더 피킹 시 효율성을 결정하는 가장 중요한 요소라고 할 수 있다. 적재위치에 따라 오더 피킹 장비의 동선을 최소화할 수 있고, 그에 따라 비용 절감 및 작업 효율성 향상의 효과를 기대할 수 있기 때문이다. 그러나 일부 물류센터 혹은 야적장에서는 제품의 적재 위치를 결정하는 데 있어 체계적이고 분석적 기법 보다는 작업자의 직관과 경험에 의존하고 있는 것이 현실이다. 본 연구에서는 실제 전자재 제조업체의 실제 야적장의 구조와 실제 연간 주문 내역을 바탕으로 제품 사이의 연관성을 파악하고, 그 결과를 기준으로 제품의 적재 위치를 결정하는 새로운 기준을 제시한다. 이를 통해 집하를 위한 동선을 최소화하고, 상차 지연에 따른 납기 지연의 문제를 해결할 수 있음을 실제 주문 데이터를 통해 증명한다.

- 중심어 : 제품 재배치, 연관성 분석, 동선 최적화

Abstract

The inventory location is the most important factor which decides the efficiency of picking orders. According to the inventory location, it is possible to optimize the route for picking order, and then it makes us to expect the cost reduction and efficiency improvement. However, it is a practical situation to make decisions where to keep the products based on manager's intuition and experience, not based on the systematical or analytical approach. In this research, with the practical order data of cropper product and layout for the storage yard, the association rules have been found, and then the new methodology has been devised to make the decision where to keep the inventory. By utilizing the practical order data for a year, it has been proved that the proposed approach can reduce the total distance of the all routes for picking order and solve the problem of delayed delivery.

- Keyword : Inventory Relocation, Association Analysis, Route Optimization

I. 서론

최근 물류센터의 역할은 단순히 제품의 입고, 보관 및 출고와 같은 전통적인 기능에서 벗어나 제조 및 유통업체들의 기업 경쟁력을 확보할 수 있는 핵심적인 부가가치를 창조할 수 있는 요소로 인식되고 있다.

특히, 제조원가 및 관리비 절감의 한계를 인식하고 전체 공급사슬 차원에서의 최적화를 위한 방안을 수립하는 데 집중하고 있으며, 이와 함께 전체 비용 절감 및 효율성 향상을 통한 핵심적인 경쟁력을 확보하기 수단으로 창고 및 물류센터의 역할을 전환하고 있다[4].

물류센터의 전통적인 역할은 급변하는 시장 수요에 대응하기 위해 제품의 하역과 보관, 재고 추적 및 관리를 위한 맞춤 서비스를 제공하는 데 있다. 향후에도 근본적인 목적에 있어서는 큰 변화가 없을 것이다. 이러한 핵심적인 기능을 효율적으로 수행하기 위해서는 물류센터 내 제품의 적재 위치를 최적화하여, 보관 및 하역을 위한 장비 및 인력의 이동 거리를 최소화하고 이를 통해 주문 처리를 위한 집하 및 상차를 위한 소요 시간을 최소화할 수 있어야만 한다.

그러나 아직까지도 많은 물류센터에서는 제품의 적재 위치를 결정하는 데 있어 체계적이고 분석적인 기법 대신에 관리자의 경험과 직관에 의존하고 있는 것이 현실이다. 따라서 본 연구에서는 실제 전자재 제조업체의 야적장 구조와 실제 주문 내역을 바탕으로 제품의 적재 위치를 재배치하기 위한 새로운 기준을 제시한다. 실제 주문 내역을 바탕으로 제품의 출고 패턴을 파악하고, 이를 통해 제품군 사이의 연관성 규칙 (Association Rule)을 도출한다. 이 연관성 규칙을 바탕으로 제품의 적재 위치를 결정하기 위한 기준을 수립하고, 실제 주문 데이터를 활용하여 기존 적재위치 대비 새로운 기준이 오더 피킹을 위한 지게차의 이동 거리를 얼마나 단축시킬 수

있는 지를 측정한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제Ⅱ장에서는 물류센터의 레이아웃 설계와 오더피킹 및 연관성 분석에 관한 문헌을 고찰하고 본 연구가 가진 차별성을 밝혔다. 제Ⅲ장에서는 본 연구에서 활용하는 연구 모형을 설명하고, 제Ⅳ장에서는 연관성 분석을 통해 도출된 결과를 반영하여 야적장 레이아웃을 재배치하기 위한 기준을 제시한다. 실제 주문 데이터와 맨하탄 거리 측정법을 통해 기존의 레이아웃 대비 새로운 레이아웃을 적용할 경우 오더피킹을 위한 총 이동 거리를 얼마나 감소시킬 수 있는 지를 분석한다. 마지막으로 제Ⅴ장에서는 본 연구가 가지는 의미와 함께 아직까지 해결하지 못한 한계점과 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 문헌연구

최용석, 하태영[8]은 컨테이너 터미널의 효율적인 운영을 위해 터미널 장치장 설계를 위한 개념적 설계절차를 제안하였으며, 이후에 시뮬레이션 분석을 통하여 장치장 레이아웃 대안 중 최적안을 선정하였다.

임우택 외[5]는 제품 출고 빈도에 따른 재배치가 특정지역 작업 부하의 집중현상을 방지하여 작업공정 간 대기시간의 최소화가 가능하며, 그 결과 전체적인 피킹작업 시간이 단축되어 운영 효율성이 향상됨을 증명하였다.

홍동희, 정태충[9]은 항만 자동화를 위한 장비를 통한 화물의 수출입 이동경로를 기준으로 운영시스템의 기본 모델을 4가지로 구분하고, 여러 입력 요소들의 조합과 그에 따른 해의 개선을 통해 최적의 운영시스템 모델을 선정하였다. 그 결과를 기반으로 수출입화물별 야드 운영을 위한 레이아웃을 설계하였다.

김현[2]은 오더피킹 문제의 근본적인 목적은 장비의 이동 시간 또는 이동 거리를 최소화하는

것이라 정의하였다. 이를 통해 창고 운영의 효율성을 높이고, 비용을 절감할 수 있다고 주장하였다.

Caron[13]의 연구에 따르면 오더 피킹에 소요되는 비용은 총 창고 운영비용의 55%에 달하는 것으로 알려져 있다. 즉, 오더피킹의 효율성이 떨어질 경우 서비스 만족도가 떨어지고 창고 및 전체 공급사슬에 대한 운영비가 증가한다고 볼 수 있다. 효율적 오더피킹을 위해서는 주문 처리를 위한 프로세스를 최적화함과 동시에 레이아웃을 최적화할 수 있어야 한다.

장호영, 최경일[6]은 Order Picking System (OPS)에서 작업자의 이동경로를 최소화하는 것은 전체 작업의 효율성에 직접적인 영향을 미친다고 주장하였다. 다복도 구조를 갖는 OPS에서 경로 최적화 해법을 제시하였으며, 실제 기업의 사례를 대상으로 해당 기법의 효율성을 검증하였다. 23가지 주문에 대해 실험한 결과 기존 레이아웃에 비해 이동 경로를 평균 24% 정도 단축하였다.

Roodbergen and Koster[18]는 주문 통로가 각 통로의 끝과 통로를 따라 중간 통로에서 변경할 수 있는 평행 통로 창고를 고려해야 한다고 하였다. 이러한 유형의 창고에서 최단거리로 제품을 집하할 수 있는 알고리즘을 제시하였으며 대부분의 경우 레이아웃 중간에 통로를 추가하면 평균 소요 시간을 크게 줄일 수 있음을 밝혔다.

황홍석, 조규성[10]은 AutoMod를 이용한 오더 피킹 시스템의 최적설계 성능산정을 위한 연구로, 통로 끝 오더 피킹(End-of-Aisle OP)의 방법을 제안하였다. 또한 시스템 설계를 위한 파라메타를 구하는 관계식을 유도하고 최소의 주문 처리 인력과 필요 면적을 산출하기 위한 방안을 설계하였다.

정승호[7]는 연관규칙 탐사기법을 이용해 주주의 연관 규칙을 찾고 그 규칙들을 제품의 특성에 의한 군집분석의 초기해로 사용하였다. 최

종적으로는 군집분석의 결과인 제품의 회전율에 따라 저장 위치를 결정하였다. 연관 규칙을 파악하기 위한 기준인 지지도(support) 값의 변경을 통해 더욱 현실에 적합한 연관 규칙을 도출하였고, 그 결과를 재매치 기준에 반영하여 기존의 제품별 특성에 기초한 방법보다 총 이동 거리를 5%에서 16% 정도 감소시킬 수 있음을 보였다.

김갑환[1]은 품목 상호간의 인출요구에 있어서 상관관계를 고려해 각 품목의 저장위치를 결정하는 문제를 다루었다. 인출 요구 목록 당 운반 횟수의 값을 최소화하는 수학적 모형을 설계하고, 한 저장 용기 당 적재가능 품목 수나 총 무게 또는 부피에 있어서 제약이 있는 경우 적용한 결과 운반 횟수와 운반시간을 대폭 감소시킬 수 있음을 보였다.

이형규[3]는 데이터 마이닝 기법을 이용하여 창고에서 제품 저장위치를 할당하는 방법을 통해 작업자의 이동거리를 줄여 오더 피킹 시간을 감소시키는 방법을 제안하고 시뮬레이션을 통해 입출고 빈도수에 따른 저장방법과 제안한 방법을 비교를 통해 효과성을 입증하였다.

Ene and Öztürk[14]는 자동차 산업의 창고를 대상으로 최적의 배치와 최적의 경로를 주문 처리 작업자에게 제공할 수 있는 시스템을 설계하였다. 이 시스템을 위해 수학적 모델과 확률적 최적화 접근법을 사용하였으며, 최적해를 위해서는 유전알고리즘을 사용하였다.

Battini et al.[11]은 오더 피킹이 노동집약적인 활동임을 고려해 총 주문 수거 시간과 함께 오더피킹에 소요되는 에너지의 총량까지 고려하였다. 시간과 에너지 소비량 모두 제품의 적재 위치와 같은 물리적 특성과 함께 주문 피킹 시스템의 기능에 따라 그 결과가 달라지기 때문에 일반적인 주문 피킹 시스템에 시간 추정 및 에너지 소비량을 계산하는 기능을 통합할 수 있는 방안을 제시하였다.

Zhang[19]은 단일 블록 창고에서 피커-투-부품 형태의 주문 처리 시스템에서 총 이동 거리를 줄이기 위해 CSAS(correlated storage assignment strategy)를 기준으로 다양한 해결방안을 제시하였다. 실험을 통해 CSAS로 측정한 결과 피킹 당 평균 이동거리를 최대 2.08%로 줄일 수 있었다.

이미 많은 연구에서 물류센터의 레이아웃 설계, 오더 피킹 순서, 절차 및 수행 방법, 제품의 저장 위치 결정 등에 관한 방법이 제시되었다. 기존 연구에서는 주로 ABC 분석 방법 또는 다양한 최적화 알고리즘의 설계를 통한 개별 아이템 피킹을 위한 동선 최적화 연구가 주를 이루고 있었다.

본 연구에서는 연관성 분석(Association Rules)을 수행하기 위해 제품의 출고 빈도를 대상으로 P-Growth 알고리즘을 활용하여, 제품의 출고 패턴을 도출하였다. 강한 연관 규칙을 갖는 빈발항목집합 품목을 중심으로 출고장 주변에 재배치함으로써 지게차의 오더 피킹을 위한 이동거리를 최소화하고 동시 피킹이 가능한 패턴을 찾아서 작업의 효율성을 높이는 방안을 제시하였다.

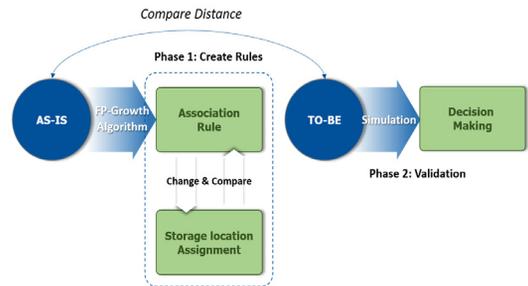
III. 연구 모형 설계

3.1 연구 프레임워크

본 연구에서 제안하는 연구 프레임워크는 <그림 1>과 같이 두 단계로 나누어 설명할 수 있다.

연구의 1단계에서는 A사의 과거 제품 출고 실적 데이터를 이용하여 데이터 마이닝의 비지도 학습 중 하나인 연관성 분석(Association Rule)을 수행하여 강한 규칙의 룰을 만들어 낸다. 그리고 생성된 룰을 기반으로 제품의 출고 패턴을 이해하여 제품이 적재되어 출고되는 야적장의 제품 위치 레이아웃을 재배치한다. 규칙을 생성할 때 사용되는 알고리즘은 Apriori algo-

rithm보다 수행 시간 측면에서 좋은 성능을 가진 알고리즘으로 알려진 FP-Growth(Frequent Patterns Growth) 알고리즘을 적용하고 연관성 분석 모형을 개발하기 위해 데이터 분석 툴인 Rapidminer를 이용한다. 연구의 2단계에서는 야적장의 레이아웃을 재배치한 TO-BE 모델을 시뮬레이션을 통해 기존의 야적장 배치 모형인 AS-IS 모델과 비교 검증한다. 시뮬레이션 수행은 Manhattan Distance 기법을 이용하여 제품을 출고하기 위해 야적장의 지게차가 제품을 상하차 하는데 소요된 이동거리를 정량적으로 비교 수행한다.



<그림 1> 연구 수행 프레임워크

3.2 FP-Growth 기법을 활용한 연관성 분석

연관성 분석은 데이터베이스 안에서 최소 지지도 임계값과 최소 신뢰도를 만족하는 모든 규칙들을 찾아내는 데이터 마이닝 기법이다[17]. 고객 행동 분석 등과 같은 영역에서 주로 활용되는데, 고객들이 자주 그리고 동시에 구매하는 구매 품목 사이의 관계에 대한 통찰력을 제공하여 소매업자들이 마케팅 전략을 수립하는데 활용되고 있다[15]. 본 연구에서는 야적장의 제품 출고 패턴을 확인하고 제품의 적재 위치를 결정하기 위해 연관성 분석 기법을 활용한다.

3.2.1 빈발 항목집합, 연관 규칙

일반적으로 연관성 분석은 항목집합과 항목집합 내 발생한 각각의 트랜잭션 사이에서의 연관

규칙들로 구성된다. 여기서 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$ 를 항목집합(Itemset), 트랜잭션 데이터 D는 데이터 베이스 트랜잭션 집합으로 각각의 트랜잭션은 $T \subseteq I$ 를 만족하는 비공백 항목집합이라 한다면, 각 트랜잭션은 TID라고 하는 식별자를 갖게 된다. A를 항목집합이라 정의하고 하고 만약 $A \subseteq T$ 이면 트랜잭션 T에서 항목집합 A가 발생하였다고 할 수 있다. 연관규칙 $A \Rightarrow B$ 는 트랜잭션 집합 D에서 지지도(Support) s로 발생한다고 말할 수 있으며, 지지도 s는 집합 D에서 $A \cup B$ 이 발생할 확률이라고 할 수 있다. 따라서 연관성 분석의 핵심 지표인 지지도와 신뢰도는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\text{지지도 (Support)} : (A \Rightarrow B) = P(A \cup B) \quad (1)$$

$$\text{신뢰도 (Confidence)} : (A \Rightarrow B) = P(B|A) \quad (2)$$

연관성 분석에서 강한 규칙이라 함은 최소 지지도 임계값과 최소 신뢰도 임계값을 모두 만족하는 경우를 말한다. 지지도와 신뢰도는 0과 1사의 값으로 일반적으로 확률의 개념이 도입되어 퍼센트로 나타낸다. 연관성 분석에서 항목집합은 항상 단일 항목만을 가지는 것이 아니고 k개의 항목을 갖는 항목집합으로도 구성될 수 있다. 즉, 항목집합 {A, B}는 2항목집이 될 수 있으며, 항목집합의 발생빈도는 해당 항목집합이 발생한 트랜잭션의 수라고 할 수 있다. 이 값을 빈도(Frequency), 지지도 개수(Support count), 항목집합의 개수(Count)라고 한다. 연관성 분석은 상대적 지지도와 절대적 지지도로 구분되는데, 앞서 설명한 식 (1)의 경우가 상대적 지지도이며, 해당 항목집합이 발생한 트랜잭션의 수라고 정의한 발생빈도는 절대적 지지도라 할 수 있다. 항목집합 I의 상대적 지지도가 사전에 정의한 최소 지지도 임계값을 만족한다면, I의 절대적 지지도는 해당 최소 지지도 개수 임계값을 만족하게 되어 I는 빈발 항목집합이 된다고 할 수 있다.

따라서 빈발 항목집합의 개념을 적용하면 앞서 정의한 식 (2)의 신뢰도는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{confidence}(A \Rightarrow B) &= P(B|A) \\ &= \frac{\text{support}(A \cup B)}{\text{support}(A)} = \frac{\text{support_count}(A \cup B)}{\text{support_count}(A)} \end{aligned} \quad (3)$$

위의 식 (3)의 개념을 적용하여 A, B, $A \cup B$ 의 지지도를 알 수 있다면, 해당 연관규칙 $A \Rightarrow B$ 와 $B \Rightarrow A$ 에 대한 신뢰도를 계산하여 연관규칙의 강함 여부를 판단할 수 있게 된다.

일반적으로 연관성 분석은 아래와 같이 2단계 과정의 절차를 따르게 된다.

- 단계 1: 모든 빈발항목 집합의 발견: 사전에 설정한 최소 지지도 보다 높은 값을 가지는 빈발항목을 찾아냄
- 단계 2: 빈발항목 집합에서 강한 상관 규칙 생성: 최소 지지도와 신뢰도를 동시에 만족하는 규칙을 찾아냄

두 번째 단계인 강한 연관규칙 생성은 첫 번째 단계인 빈발 항목집합의 발견보다 자원 소모가 적기 때문에 연관 규칙의 전체 성능은 첫 번째 단계에서 결정된다고 할 수 있다[16]. 연관성 분석의 첫 번째 단계에서는 priori algorithm이 가장 널리 사용되고 있다. 그러나 앞서 설명하였듯이 첫 번째 단계에서는 자원 소모가 크기 때문에 본 연구에서는 Apriori algorithm 보다 성능 측면에서 개선된 FP-Growth(Frequent Pattern Growth) 알고리즘을 사용한다.

3.2.2 FP-Growth 알고리즘

FP-Growth 알고리즘은 후보 빈발 항목의 생성하고 데이터베이스의 개별 트랜잭션을 하나씩 검사해야만 하는 Apriori algorithm의 단점을 보완한 알고리즘으로서 알고리즘의 수행 시간

과 메모리의 사용을 혁신적으로 줄인 접근법이라 할 수 있다[12].

FP-Growth 알고리즘은 분할 정복(Divide-Conquer)기법을 사용하는 접근법으로서 우선 빈발항목을 갖는 데이터베이스를 빈발 패턴 트리(FP Tree)로 압축한 후, FP Tree는 압축한 데이터베이스를 조건부 데이터베이스 집합으로 분할하고 개별 빈발 항목과 연계시켜 각각의 데이터베이스를 개별적으로 구성하게 된다 [15].

FP Tree는 다음의 절차를 따라 생성하게 된다. 먼저 트리의 뿌리(Root)를 생성하여 Null 값을 저장하고 데이터베이스의 개별 트랜잭션을 검색한다. 각 트랜잭션의 항목은 지지도를 기준으로 한 내림차순으로 정렬로 처리하며 트랜잭션 별로 한 개의 가지를 생성하게 된다. 일반적으로 한 개의 트랜잭션에 대한 가지를 추가할 때, 공통 접두부(Prefix)에 속하는 각 노드의 개수는 1씩 증가시키며 접두부 다음에 나타난 항목에 대해 노드를 생성하고 연결한다.

효율적 트리 탐색을 위해서는 항목 헤더 테이블을 구축한 후에 노드 링크의 연결을 통하여 각 항목을 트리 내의 해당 노드와 연결한다. FP Tree 탐색의 절차는 다음과 같다. 먼저 길이가 1인 빈발 패턴에서 시작하여 조건부 패턴 베이스를 생성하고, 조건부 FP Tree를 생성한 후, 이 트리에 대해서 재귀적으로 탐색을 실행한다. 이러한 재귀적 방식을 반복하면서 접두부를 늘려가며 패턴을 찾아내게 된다[16].

FP Tree 알고리즘은 길이가 긴 빈발 패턴 발견 문제에 대해 좀 더 작은 조건부 데이터베이스에서 재귀적으로 짧은 빈발 패턴을 탐색한 다음 해당 접미부를 접합하는 문제로 변환한다. 이 방법은 우수한 선택을 제공하는 최소 빈발 항목을 접미부로 사용함으로써 탐색 비용을 상당히 줄여주지만, 데이터베이스 규모가 큰 경우에는 주기억장치 기반으로 FP Tree를 생성하는 것은 비현실적일 수도 있다[15].

IV. 실험 방법 및 결과 분석

4.1 실험 방법

4.1.1 데이터 분석

A 제조 회사의 2015년도 1월부터 12월까지의 차량별 파이프 출고 내역을 기준으로 총 570개 품목별 출고 빈도 분석을 실시하였다.

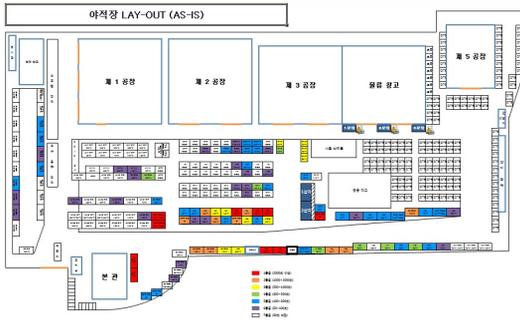
〈표 1〉 출고 빈도 상위 10개 품목

No	품번	품명	규격	출고 빈도 (회)
1	PGB100400	VG2	100×4	5,248
2	PGB050400	VG2	50×4	4,213
3	PGB075400	VG2	75×4	3,551
4	PGA050400	VG1	50×4	3,194
5	PI20100400	2040방음관(노백)	100×4	2,446
6	PGA100400	VG1	100×4	2,423
7	PI20050400	2040방음관(노백)	50×4	2,379
8	PGA075400	VG1	75×4	1,799
9	PGB035400	VG2	35×4	1,630
10	PGB125400	VG2	125×4	1,569

<표 1>과 같이 품목별로 출고 빈도를 분석한 후 출고 빈도가 높은 순으로 <표 2>와 같이 A등급부터 G등급까지 총 7단계로 나누었다. 본 연구에서 지게차 동선 거리에 크게 영향을 미치지 않는 G그룹은 제외하기로 한다. 현재 제품이 적재 되어있는 AS-IS 레이아웃을 <그림 2>와 같이 표시 하였다.

〈표 2〉 등급 기준 표

등급	색상	출고 빈도
A	빨강	2,000회 이상
B	주황	1,000~2,000
C	노랑	500~1,000
D	초록	300~500
E	파랑	100~300
F	남색	50~100
G	색 없음	50회 미만



<그림 2> 재매치 전 야적장 레이아웃

<그림 2>에서도 볼 수 있듯이 출고 빈도가 가장 높은 A등급과 B등급의 품목이 1상차, 2상차가 있는 출고장 주변에 있지 않고 넓게 흩어져 있어 지게차 동선 거리가 길다는 것을 확인 할 수 있다.

4.1.2 데이터 전처리 및 실험 시스템 설정

연구의 실험을 위해 사용된 데이터는 A 제조 회사의 2015년도 차량별 파이프 제품 출고 내역으로 개별 차량에 적재된 제품의 수량까지 포함되어 있다. 그러나 연관성 분석을 수행하기 위해서는 특정 제품의 출고 개수가 아닌 출고 여부만 판단하면 된다. 따라서 기존의 데이터에서 만약 특정 파이프가 출고되었다면 1, 그렇지 않으면 0으로 변환시키는 즉 이진 형태의 변수로 변환하였다.

제품별 출고 패턴을 파악하기 위해 본 연구에서는 오픈 소스 데이터 마이닝 도구인 Rapidminer를 이용한다. 연관성 분석 모형에 사용된 데이터는 총 17,679개의 트랜잭션 건수로서 A 제조회사의 1년간 파이프 출고 내역의 트랜잭션 기록이다. 본 연구에서 설정한 FP-Growth 알고리즘의 최소 지지도(Min support)는 0.2이며, 실질적인 룰을 생성하는 최소 신뢰도(Min confidence) 역시 0.2로 설정하였다.

4.1.3 연관성 분석 결과

Min Support 값과 Min Confidence 값을 각각 0.2로 지정한 후 연관성 분석을 수행한 결과는

<그림 3>과 같다. ‘향상도(lift)’는 1보다 크거나 (+관계), 작다면 (-관계) 우연적 기회(random chance)보다 우수함을 의미한다. ‘지지도(support)’는 좋은 규칙(빈도가 많은, 구성비가 높은)을 찾거나 불필요한 연산을 줄일 때 기준으로 사용한다. ‘신뢰도(confidence)’는 조건부 확률개념으로 신뢰도가 높을수록 유용한 규칙일 가능성이 높음을 의미한다. 이 세 가지 척도가 중요한 이유는 연관 규칙을 분석하게 되면 수십, 수백, 수천 개의 연관성 규칙이 나타날 수 있기 때문에 하나하나 그 활용 가치를 평가하는 것은 불가능하다.

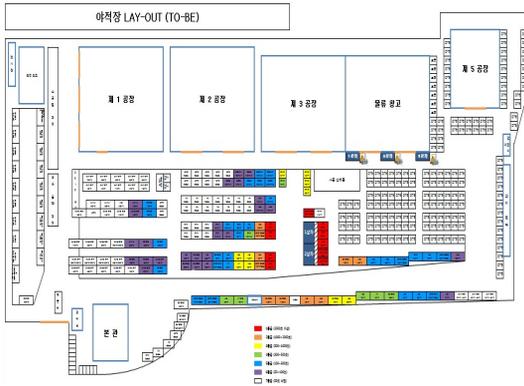
No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift	Conviction
65	PI20100400, PI20035400	PI20050400	0.052548221	0.944105691	7.14199594	15.52589667
64	PI20050400, PI20035400	PI20100400	0.052548221	0.878071834	6.503322977	7.094185674
63	PI20035400	PI20050400	0.059845014	0.862969005	6.52821097	6.332941424
62	PGB050400, PGB075400	PGB100400	0.101476328	0.853472883	3.046345063	4.912654459
61	PGA050400, PGA075400	PGA100400	0.049606878	0.83365019	6.210746612	5.204532254
60	PI20035400	PI20100400	0.055659257	0.802610114	5.944425726	4.382094085
59	PGB075400	PGB100400	0.151196335	0.783641161	2.797091073	3.327051938
58	PI20050400	PI20100400	0.102381356	0.774497219	5.736211281	3.835788835
57	PI20100400	PI20050400	0.102381356	0.758273984	5.736211281	3.590053234
56	PI20035400	PI20100400, PI20050400	0.052548221	0.757748777	7.401237912	3.705321404
55	PIDH125300	PIDH100300	0.05662085	0.738745387	8.695259457	3.502485313

<그림 3> 연관성 분석 상위 10개 그룹

이 3개의 척도를 기준으로 평가 했을 때 65개의 Rule 중에서 빈발항목집합이 높은 상위 품목은 PGB050400, PGB075400, PGB100400 3개의 품목과 PGA050400, PGA075400, PGA100400 3개의 품목 PI20035400, PI20050400, PI20100400 3개의 품목 PIDH100300, PIDH125300 2개의 품목으로 이상 4개의 그룹이 빈발항목집합이 높은 것으로 나타났다.

4.1.4 레이아웃 재매치

연관성 분석 결과를 바탕으로 출고 빈도와 빈발항목집합이 높은 그룹을 각각 묶어서 출고장의 최대한 근접한 위치에 시계방향으로 재매치하여 <그림 4>와 같은 TO-BE 레이아웃 모델을 설계하였다.



〈그림 4〉 재배치 후 야적장 레이아웃

4.2 시뮬레이션 수행 결과

시뮬레이션 방법은 엑셀 상에서 맨하탄 거리 측정법으로 수행하였다. 맨하탄 거리 측정법은 두 점 사이를 잇는 가장 짧은 거리의 길이로 물류 센터의 랙과 같이 격자형 이동 구조를 가진 레이아웃에 대한 평가에 적합하다.

TO-BE 레이아웃 재배치 후 지게차의 이동거리는 오더 피킹을 위한 왕복거리를 기준으로 측정하였다. 각 등급별 1회 오더 피킹 시 왕복 거리를 시뮬레이션한 수행 결과는 <표 3>과 같다.

1회 왕복 했을 때 등급별 AS-IS 모델 대비 TO-BE 모델의 거리는 1,922m 감소했고 절감률은 30%로 지게차의 오더 피킹 동선 거리가 줄어든 것을 확인 할 수 있다.

〈표 3〉 등급별 1회 왕복거리 비교

등급	등급별 수량(EA)	Distance(meter)		절감률(%)
		AS-IS	TO-BE	
A	10	662	190	71
B	10	642	360	44
C	10	438	396	10
D	7	448	394	12
E	29	2,476	2,006	19
F	26	2,472	1,881	24
합계	92	7,138	5,227	30

월 평균을 비교했을 때 거리는 <표 4>와 같이 30,274m로 감소했고 절감률은 37%로 나타났다.

〈표 4〉 등급별 월 평균 왕복거리 비교

등급	등급 수	출고 횟수	Distance(meter)		절감률(%)
			AS-IS	TO-BE	
A	571	9,445	23,920	9,794	59
B	386	2,739	24,671	13,750	44
C	226	1,034	9,920	8,969	10
D	87	280	5,725	5,024	12
E	158	317	13,094	10,760	18
F	47	68	4,577	3,337	27
합계	1,475	13,882	81,907	51,633	37

2015년도 기준 임의의 날짜를 각각 선택해 30회 시뮬레이션을 한 결과 출고 횟수가 가장 많은 날의 왕복 거리 비교를 살펴보면 <표 5>와 같다.

〈표 5〉 2015년도 특정 일자의 왕복 거리 비교

등급	등급 수	출고 횟수	Distance(meter)		절감률(%)
			AS-IS	TO-BE	
A	7	149	5,832	2,350	60
B	10	86	5,366	3,086	42
C	10	40	1,714	1,532	11
D	4	8	560	456	19
E	15	23	1,814	1,492	18
F	4	4	362	282	22
합계	50	310	15,648	9,198	41

V. 결 론

본 연구에서는 작업자들의 경험적 직관에 의해 설계된 레이아웃 배치를 제품별 출고 빈도 분석을 통해 등급별(1등급~7등급)로 나누고 연관성 분석 기법을 활용하여 등급이 높은 품목과 강한 연관 규칙을 갖고 있는 품목군을 중심

으로 출고장 주변에 재배치하는 방안을 제시하였다. 본 연구에서 제안하는 방안을 적용하여 재고 배치 기준으로 변경하였을 때 지게차의 총 이동 거리를 약 30%에서 40% 정도 감소시킬 수 있음을 확인하였다. 이를 통해 해당 기업이 가진 고질적인 문제라고 할 수 있는 오더피킹의 비효율성으로 인한 상차 지연이납기 지연으로 이어지는 문제를 해결할 수 있을 것으로 예상된다. 따라서 기존의 숙련된 작업자나 관리자의 경험 혹은 직관에 의한 야적장 운영 방식을 주문 내역 데이터를 기반으로 제품의 적재 위치를 재결정하는 것이 더욱 합리적인 방법임을 증명하였다.

또한 대부분의 기존 연구들은 최적화 도구를 사용하여 레이아웃을 재설계하거나 이동 거리를 최소화하기 위한 오더 피킹 기준의 최적화 방안을 제시하는 데 집중하였다. 그러나 이러한 방법을 중소 제조기업들이 실제 현장에 적용하는 데는 많은 제약사항이 따르며, 수리 모형이나 최적해의 도출 과정이 현실과 거리가 있는 것은 사실이다. 본 연구에서 제안하는 방법은 관리자나 작업자들이 직관적으로 이해하기 쉬워, 실제 현장에 적용하는 데 큰 어려움이 없을 것으로 예상된다.

그러나 이동 거리를 측정하는 데 있어 지게차의 용량과 작업자의 업무 숙련도를 고려하지 못했다. 또한 오더 피킹 시 이동 거리에 단축에 대한 As-Is와 To-be 분석에 초점이 맞춰져 있어 이동 거리 단축에 따른 오더 피킹 시간이 얼마나 감소했는지에 대한 분석은 수행하지 못하였다. 향후 연구에서는 다양한 시뮬레이션 기법을 활용하여 제품별 주문량, 지게차의 용량, 소요 시간 등을 동시에 고려한 지게차의 최적 이동 경로를 제시할 수 있어야 하며, 이동 거리, 이동 시간, 피킹 시간, 상차 시간 등의 더 많은 객관적인 정량적 지표를 통해 제안하는 방법의 타당성을 검증할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [1] 김갑환, “소형자동창고에 있어서 품목간 상관 관계를 이용한 저장위치 결정법”, 대한산업공학회지, 제19권, 제1호, pp.19-29, 1993.
- [2] 김 현, “효율적 오더피킹하에서 창고 레이아웃 설계효과에 관한 연구”, 한국향해항만학회 학술대회논문집, 제2008권, pp.268-270, 2008.
- [3] 이형규, 창고내 저장위치 결정을 위한 데이터마이닝 응용, 석사학위논문, 한양대학교 대학원, 2008.
- [4] 임우택, 시뮬레이션을 이용한 도서물류센터의 최적 피킹 방법 결정에 관한 연구, 박사학위논문, 명지대학교 대학원, 2015.
- [5] 임우택, 박현호, 강경식, “출고빈도별 제품 로케이션 배치에 따른 피킹효율 영향 분석”, 대한안경경영과학회지, 제16권, 제3호, pp.363-368, 2014.
- [6] 장호영, 최경일, “다복도 구조의 오더피킹시스템의 경로 최적화”, 대한산업공학회 춘계학술대회논문집, 제2009권, 제5호, pp.1332-1339, 2009.
- [7] 정승호, 데이터마이닝 기법을 이용한 창고내 제품 저장위치 결정방법, 석사학위논문, 한양대학교 대학원, 2001.
- [8] 최용석, 하태영, “컨테이너터미널의 장치장 레이아웃 설계방법”, 한국향해항만학회지, 제29권, pp.741-746, 2005.
- [9] 홍동희, 정태충, “정보처리응용: 자동화항만의 야드 운영시스템 레이아웃 설계”, 정보처리학회논문지D, 제10권, 제1호, pp.101-108, 2003.
- [10] 황홍석, 조규성, “AutoMod를 이용한 오더피킹시스템의 능력산정 모델의 연구”, 한국시뮬레이션학회 학술대회논문집, 제1999권, pp.42-46, 1999.
- [11] Battini, D., C.H. Glock, and E.H. Grosse, “Human

energy expenditure in order picking storage assignment: A bi-objective method”, *Computers & Industrial Engineering*, Vol.94, pp.147-157, 2016.

- [12] Borgelt, C., “An Implementation of the FP-growth Algorithm”, *ACM*, pp.1-5, 2005.
- [13] Caron, F., G. Marchet, and A. Perego, “Layout design in manual picking systems: a simulation approach”, *Integrated Manufacturing Systems*, Vol.11, No.2, pp.94-104, 2000.
- [14] Ene, S. and N. Öztürk, “Storage location assignment and order picking optimization in the automotive industry”, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol.60, No.5-8, pp.787-797, 2012.
- [15] Han, J., J. Pei, and M. Kamber, *Data mining: concepts and techniques*, Elsevier, 2011.
- [16] Han, J., J. Pei, and Y. Yin, “Mining frequent patterns without candidate generation”, *ACM Sigmod Record*, Vol.29, No.2, pp.1-12, 2000.
- [17] Liu, B., W. Hsu, and Y. Ma, *Integrating classification and association rule mining*, 1998.
- [18] Roodbergen, K.J. and R. De Koster, “Routing order pickers in a warehouse with a middle aisle”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 133, No.1, pp.32-43, 2001.
- [19] Zhang, Y., “Correlated Storage Assignment Strategy to reduce Travel Distance in Order Picking”, *IFAC-PapersOnLine*, Vol.49, No.2, pp.30-35, 2016.

저 자 소 개



이 효 준(Hyo-Jun Lee)

- 2008년 : 호서대학교 경영학과 (경영학사)
- 2017년 : 인천대학교 동북아 물류대학원 물류경영학과 (물류학석사)
- 2010년~현재 : PPI평화 물류

팀 재직

- 관심분야 : 동선 최적화, 재고 관리, 빅데이터



김 재 원(Jae-Won Kim)

- 2013년 : 전북대학교 컴퓨터 공학과 (공학사)
- 2015년 : 인천대학교 동북아 물류대학원 물류시스템학과 (물류학석사)
- 2015년~현재 : 인천대학교

동북아물류대학원 박사과정 재학

- 관심분야 : 빅데이터 활용, 최적화



신 광 섭(Kwang Sup Shin)

- 2003년 : 서울대학교 산업공학과 (공학사)
- 2006년 : 서울대학교 산업공학과 (공학석사)
- 2012년 : 서울대학교 산업공학과 (공학박사)

· 2012년~현재 : 인천대학교 동북아물류대학원 교수

- 관심분야 : 빅데이터, 물류 및 SCM 최적화, 위험 관리