

유통업에서 MBA분석과 시뮬레이션을 이용한 물류센터 재고배치 효율화에 관한 연구

여성주^{1*} · 성길영¹ · 왕지남²

¹아주대학교 산업공학과 / ²아주대학교 산업정보시스템

A Study on Efficient Stock Arrangement of Distribution Center Using MBA Analysis and Simulation in Retail Business

Sungjoo Yeo¹ · Kilyoung Seong¹ · Ginam Wang²

¹Department of Industrial Engineering Ajou University

²Department of Industrial and Information Systems Engineering Ajou University

It is most important for distribution center in retail business to delivery commodities in a timely manner. Accordingly, many companies try to make distribution center effective using the Warehouse Management System(WMS) integrated legacy system. Also, the Customer Relationship Management(CRM) is the most typical paradigm in management lately. Even though the WMS and CRM are independent system of each other, WMS, coupled with CRM makes customer satisfied more effectively. In this paper, we proposed the methodology for inventory location after analyzing and applying customer buying pattern data in the CRM through the MBA(Market Basket Analysis), which is part of data mining. We used an example modeling a real distribution center in retail through a 3D simulation tool and examined correlation between commodities using customer buying pattern. After that, we applied it to the inventory location system through the MBA in an example. Finally, we identified decrease in the time for picking, which is the majority of distribution center. Besides, we proposed a simulation methodology before applying new methodology. Consequently, it removes potential errors in advance and makes a optimized inventory location system.

Keyword: MBA(market basket analysis), WMS, simulation, data mining, warehouse

1. 서론

최근 유통업체의 비즈니스 모델을 분석하면 운반과 보관 및 배송이라는 업무단계가 필연적으로 존재하게 된다. 모든 유통업체는 업체별 판매되는 물량을 보관할 창고라는 개념 즉 물류센터가 필요하고 물류센터와 매장 또는 고객 간의 배송의 문제가 상시 존재하고 있다. 이러한 과정에서 발생하는 운반

기능은 과거부터 관심의 대상이 되어 다양한 운반 장비가 개발되고 효율적인 관리시스템에 관한 연구가 지속적으로 이루어져 왔고 다양한 시스템이 개발되어 왔다. 물류센터의 설계 및 운영에서 재고 품목의 피킹(Picking) 및 재고보충 방법은 물류센터의 기능을 평가하는 한 KPI(Key Performance Indicator)로 존재한다. 또한 재고관리 분야에서 창고시스템은 물류 흐름의 임시 저장 기능으로서 시간과 물류량을 조정할 수 있는 역할

*연락처 : 여성주 박사과정, 443-749 경기도 수원시 영통구 원천동 산 5번지 아주대학교 산업공학과, Fax : 031-219-2983,

E-mail : oriheap@ajou.ac.kr

투고일(2009년 03월 10일), 심사일(1차 : 2009년 05월 10일, 2차 : 2009년 08월 06일), 게재확정일(2009년 08월 07일).

을 하기 때문에 효과적인 설계 및 운영이 기업의 물류비 절감에 중요한 역할을 한다. WMS(Warehouse Management System)는 물류센터를 효율적으로 운영하기 위한 시스템으로 운영되어 왔으며 유통업에서는 기간계 시스템인 ERP, POS와 연동하여 물류센터를 운영하고 일부 선진화된 기업에서는 현재의 재고와 판매예측을 통하여 반입, 반출에 대한 업무 지시 또한 WMS와 연동하여 창고의 효율적인 운영시스템의 일환으로 운영하고 있다. 즉 창고는 단순한 보관기능을 넘어서 수요수준과 생산수준의 변동을 흡수하여 완충작용을 하기도 하고 고객과 매장사이에 위치하면서 인터넷 쇼핑, 면세점과 같은 업종에서는 가상 매장의 역할 또한 수행하고 있다.

창고에서의 제품 배치에 대한 연구들을 살펴보면 Heskett는 창고의 저장 배치방식에서 가장 기본적인 저장배치 알고리즘인 Cube per order Index(COI) 규칙을 개발하였다. COI는 제품 수요를 만족하는데 필요한 운행수에서 제품의 총 요구공간의 비율로 정의하여 가장 낮은 COI를 갖는 제품을 출입 및 출고장에서 가장 가까운 저장장소로 배치하도록 구성하였다. Housman과 schwarz, Graves는 자동창고 시스템에서 제품의 회전율에 기초한 지정위치 저장방식이 임의저장 방식보다 평균 스택 크레인의 이동시간 측면에서 어느 정도 감소한다는 것을 시물레이션을 통해 보여주었으며 이중명령운행이 단일명령운행보다 평균시간 측면에서 약 30% 이상 감소한다는 것을 보여주었다. Rosenblatt과 Eynan은 등급별 저장방식 즉 빈도에 의한 기준을 사용할 경우에 완전히 전술에 기초한 저장방식보다 총 이동시간이 월등히 감소한다는 것을 보여주었다. Jarvis와 McDowell은 오퍼피킹에 의존하는 창고에 대해 총 이동시간을 최소화해주는 제품의 저장위치 알고리즘을 제안하여 주문 빈도가 큰 제품을 도크에서 가장 가까운 저장장소에 배치하였다. Hans는 자동창고 시스템에서 이중명령운행 환경 하에서 불출물의 위치와 저장물의 저장위치가 가장 가까운 것끼리 쌍으로 결합하는 Nearest Neighbour Sequencing 방법을 제안하였다. 김명훈과 김중화는 물류센터에서 블록별 저장방식과 주문 처리에 관한 연구를 통해 다양한 주문 결합 방법을 제시하였다(Myounghoon Kim, 2003).

위의 기존연구를 기반으로 하여, 본 연구는 소비자 구매패턴과 물류센터의 효율성 관계에 중점을 두고 있다. 물류센터는 더 이상 운반기능, 재고의 적치, 반출, 반입만 고려한 시스템이 될 수 없으며 고객과 상호 작용하여 재고의 흐름을 제어할 수 있어야 한다. CRM(Customer Relationship Management)은 기업과 고객 간의 관계를 관리하는 프로세스로서 서비스, 마케팅, 세일즈 등 전반적인 고객과의 접점을 관리하는 개념이다(Sungjoo Yeo 2008). 이러한 CRM 시스템에는 고객의 구매 형태에 대한 정보를 담고 있다. 자사의 거래 관련 데이터베이스는 고객의 패턴을 분석하기 위한 아주 중요한 근간이다. 그 이유는 구매 형태에 관한 정보가 기업이 어떤 서비스를 고객에게 제공해야 하는지를 결정하는데 매우 가치 있는 정보로 작용하기 때문이다.

고객의 구매정보를 물류센터의 관리 요인으로 적용하기 위하여 본 연구에서는 이러한 CRM의 집계된 매출 데이터를 이

용하여 MBA(Market Basket Analysis)를 수행할 것이다. 물류센터를 보유하고 있는 유통업체는 반입, 반출 업무가 존재하며 반출시 날개의 상품을 피킹하여 포장 후 반출해야 하는 절차를 요구한다. 이때 MBA 분석 즉 고객 매출의 연관성 분석을 통하여 재고를 새롭게 배치하고 피킹시간을 줄여야 할 필요성을 제시할 것이다.

MBA 분석을 통하여 고객 구매패턴을 분석하고 패턴 정보를 이용하여 새롭게 재고배치를 결정하는 모델을 제시할 것이며 이와 같은 모델이 실제 시스템을 기반으로 운영될 때 어느 정도 효과를 거둘 수 있을 것인지를 성길영의 연구논문(Seong, 2008)에 의해 제시된 시물레이션 기법을 이용하여 검증할 것이다(Kilyoung Seong, 2008). 이 과정에서 사용되는 도구로 SAS Enterprise Miner(e-Miner)와 Simulation Tool인 Flexsim을 이용하며 제시된 방안과 검증방법은 유통업종 중 면세점의 사례를 이용하여 접근할 것이다.

2. 기존 연구의 검토 및 연구 목적

2.1 MBA분석

연관분석으로 잘 알려진 MBA 분석은 대용량의 트랜잭션 데이터(Transaction Data)에서 연관분석을 통해 데이터의 패턴을 발견하게 하는 데이터 마이닝의 여러 기법 중 하나이다(Kwei Tang *et al.*, 2008). Swami, Imielinski, Agrawal이 처음 MBA를 소개한 이후 많은 연구가 진행되어 최근 Kwei Tang와 2인이 여러 점포들 사이에서 서로 다른 주문 패턴을 분석하여 최적의 배송 루트를 계산하는 연구논문을 2008년에 발표하기에 이르렀다. 또한 교차판매(Cross Selling)(Chen, 2006), 웹 사이트에서 사용자의 동선분석(Albert, 2004), 의사결정(Kumar, 2007), 금융권의 신용평가 및 개인문제(Churilov, 2005; Spangler, 2006) 등 여러 분야에서 데이터 마이닝 기법을 이용한 다양한 시도가 있다(Shaw, 2002).

연관규칙은 주어진 데이터로부터 항목 사이의 연관성을 분석하여 서로 연관성이 많은 항목을 그룹화하고 세분화(Segmentation)하는 과정으로 하나의 거래에서 함께 일어나는 항목들의 그룹을 찾아내는 자율학습(Unsupervised Learning)의 한 형태이다. 또한 일반적으로 마케팅 분야와 최근 프로세스 마이닝(Process Mining) 분야에 사용되고 있으며 기계학습(Machine Learning) 분야에서는 규칙유도(rule induction)라고 정의하기도 한다(Ahn, 2002).

연관분석에 적용되는 두 가지 전략은 빈발항목 생성과 규칙 생성이다. 빈발항목 생성의 목적은 어떤 임계값을 만족하는 모든 항목집합들을 찾는 것이다. 규칙생성은 이전단계에서 찾아진 빈발 항목집합들에서 모든 높은 신뢰도 규칙들을 추출해 내는 것이다.

빈발항목 집합을 추출해 내는 기법으로는 Apriori 알고리즘과 FP-Tree 알고리즘이 주로 사용된다. Apriori 알고리즘은 빈도수가 높은 항목 집합의 모든 부분 집합도 모두 빈도수가 높다는 것에 초점을 맞추고 있다.

Table 1. 동일고객의 구매 데이터 예제

Store	POS데이터
S1	향수(P1), 핸드백(P2), 화장품(P3)
S2	향수(P1), 화장품(P3)
S3	향수(P1), 가방(P4)
S4	핸드백(P2), 담배(P5),식품류(P6)

위의 <표 1>에서 ‘향수(P1), 핸드백(P2), 화장품(P3)의 빈도수가 높다면 그 부분집합도 빈도수가 높다’라는 규칙을 이용하여 적용되는 알고리즘이다. Apriori 알고리즘은 <그림 1>과 같은 적용단계를 거쳐 후보 집합을 생성하게 된다. 대용량의 Apriori 알고리즘은 다음과 같다.

```

Input :
I      // 고객 구매 데이터 ItemSet
D      // 고객 구매 트랜잭션들의 데이터
s      // Support

Output :
L      // Large itemsets

Apriori algorithm :
k = 0; // 스캔 번호
L = 0;
C1 = I; // 초기 후보 Item집합
repeat
k = k + 1;
Lk = 0;
for each Ii ∈ Ck do
ci = 0;
for each tj ∈ D do
for each Ii ∈ Ck do
if Ii ∈ tj then
ci = ci + 1;
for each Ii ∈ Ck do
if ci ≥ (s × |D|) do
Lk = Lk ∪ Ii;
L = L ∪ Lk;
Ck+1 = Apriori-Gen(Lk)
until Ck+1 = 0
    
```

FP-Tree 알고리즘은 상향식 방법으로 트리를 탐험하여 FP-Tree에서 빈발 항목집합들을 생성하는 알고리즘이다. FP-Tree 성장의 실행시간은 데이터 집합의 압축인자에 의해 결정된다. Apriori 알고리즘은 구현하기 쉽고, 이해하기 쉬우며 어느 정도 만족할 만한 결과를 주기 때문에 자주 쓰이고 있다. 그러나 이 알고리즘은 후보 집합 생성 시에 아이템의 개수가 많아지면 계산 복잡도가 증가하게 된다. 대규모의 데이터에 대해서는 FP-Tree를 고려해 볼 수 있다. FP-Tree는 후보 집합 생성에서 발생하는 비용을 줄여 줄 수 있다. <표 1>에서와 같이 P3로 종료되는 빈발 항목집합을 먼저 찾고 P2, P1등으로 뒤따르게 된다. 일반적으로 FP-Tree 알고리즘은 표준 Apriori 알고리즘보다 여러 차수들의 크기만큼 성능이 우수한 것으로 알려져 있다. Apriori 알고리즘 또한 많은 개선된 알고리즘으로 연구되고 있기 때문에 성능상의 차이는 실험환경에 의해 달라질 수 있다. 본 연구에서는 이와 같은 알고리즘의 적용에 목적이 있으므로 성능상의 각종 연구 내용은 생략한다.

2.2 기존연구와 차이점

서론에서 언급한 것과 같이 Housman과 schwarz, Graves는 재고의 회전율, Rosenblatt과 Eynan 등은 재고의 빈도를 이용하여 물류센터에서 포장을 위한 동선의 효율성이 증가함을 제시하였다. 일반적으로 유통업에서 판매되는 제품의 수는 수천개에서 수만개에 이를 정도로 다양하다. 판매 빈도가 높은 상위 수백개의 제품을 포장장 근처에 모두 배치하는 것은 공간의 제약으로 인해 사실상 불가능하다. 위의 기존 방법들에서 제시한 것처럼 회전율과 빈도가 어느 정도 물류센터의 피킹 이동 시간(Travel Loading Time)을 개선하여 주지만 빈도가 높은 상품들 중에서도 상품 간에 연관 규칙이 존재함을 무시하고 있다. 고객의 빈도가 높은 상품 A, B, C를 구매하였을 때 2가지의 경우를 들어 연관분석의 필요성을 제시하면 다음과 같다.

첫째, 하나의 Zone에 3가지 상품이 모두 위치할 경우와 둘째로 최대 3개의 포장장 근처 Zone에 나누어져 적치되어 있을 경우이다. 첫 번째 경우 Zone A만 방문하여 피킹하면 되고 두 번째 경우는 Zone A → Zone B → Zone C를 경유하여 포장장으로 이동한다고 가정하자.

이 경우 첫 번째 경우는 왕복 Travel Load Time이 40초(Zone A만 방문)이고 세 번째 경우는 Travel Load Time이 60(3개의 Zone 방문)초가 소요됨을 측정할 수 있었다. 평균 출국 고객을 4000명이라고 할 때 연관분석을 적용한 최적의 경우와 연관분석을 적용하지 않은 최악의 경우 차이는 1건당 20초의 차이가 발생하고 4000명 기준 80,000초 즉 22시간의 추가 작업이 필요하다고 할 수 있다. 작업자 1인당 8시간의 근무를 가정하면 매일 최소 3인의 인건비가 추가로 발생하며 고객의 평균 구매상품의 종류가 3가지를 넘어갈 경우는 추가 시간이 소요될 가능성을 내포하고 있다. 그러므로 단순 빈도만을 이용하여 재고를 배치하는 것보다 빈도수 높은 상품 중 연관 분석을 이용하여 재배치하는 것이 더욱 효율적임을 간접적으로 증명할 수 있다

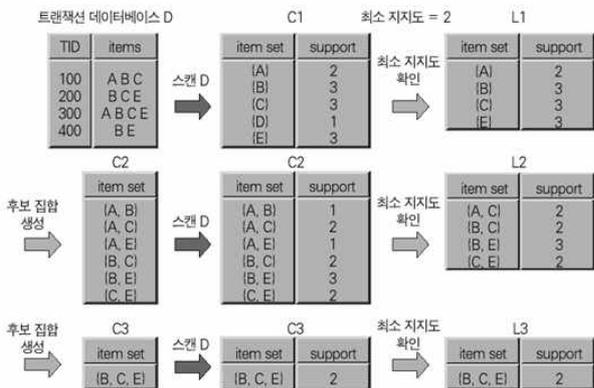


Figure 1. Apriori 알고리즘 적용단계

2.3 연구배경

유통업에서 물류센터는 재고의 배치와 피킹 업무가 물류센터의 성능을 평가하는 한 요인이다. 일반적으로 상품의 반입 이후 통관절차가 필요한 수입품일 경우는 세관과 연계하여 통관을 실시하게 된다. 통관을 마친 상품과 통관이 필요 없는 상품은 보관장에 적치하게 된다. 보관장은 상품의 특성에 따라 냉동보관, 일반보관, 의류보관 등 특성별로 보관한다. 또 이미 판매된 상품을 고객에게 전달하기 위해 보관 중인 공간도 필요하게 된다. 출고를 위해서는 피킹과 검수단계가 필요한데 이때도 각 단계별로 상품을 적치하는 공간과 포장하는 공간이 필요하게 된다. <그림 2>는 유통업종의 물류센터의 일반적인 흐름을 보여준다.



Figure 2. 유통업에서 반입/반출의 흐름

통관 물류의 흐름에서는 물건의 배송 시간과 고객이 구입한 물건을 고객에게 전달하여 주는 시간이 매우 제한적이다. 면세물류의 경우 여러 장소에서 구매한 제품이 물류센터로 모이게 되고 고객의 출국일자에 맞추어 배송과 전달을 해야만 하는 계약을 가지고 있다. 이때 한 고객이 구입한 상품들을 피킹하기 위하여 작업자가 물류센터를 이동하는 시간은 물류흐름상 매우 높은 비용을 유발하고 있으며 적당한 비용(인력, 장비, 작업계획)을 준비하지 않는다면 고객이 구매한 물건을 적시에 전달하지 못하여 판매가 취소될 위험성도 있다. 통관 물류 즉 면세물류가 아니라도 물류센터에서 재고의 배치와 피킹의 문제는 여러 연구에서 개선사항이 연구되었으며 다양한 방법들이 제시되었음을 서론 부분에서 기술하였다.

2.3 연구의 개념 및 목적

위의 제 2.3절에서 서술한 바와 같이 재고의 배치와 피킹은 물류센터 업무에서 가장 많은 시간이 소요되기 때문에 가장 많은 개선의 여지가 있는 분야라 할 수 있다. 본 연구에서는 유통물류에 적합한 고객의 구매패턴을 분석하여 고객구매 상품간의 연관성을 파악하고 재고 배치를 재조정함으로써 재고배치와 피킹 및 포장에 소요되는 시간을 개선하는데 그 목적을 둔다. <그림 3>에서와 같이 전체 시스템은 여러 기간계 시스템(POS, ERP)을 통하여 고객의 구매 정보가 수집되고 있으며 기본적인 물류센터 업무를 수행하는 WMS가 구축되어 있다. 연구

사례에서는 면세라는 특성(통관법, 세관)에 따라 고객의 출국일에 맞추어 고객에게 인도해야 한다는 제약이 있다. 그 만큼 피킹과 포장이 정해진 시간 안에서 매우 효율적으로 운영되어야 함을 알 수 있다. 본 연구의 목적은 이러한 제약을 풀기 위하여 재고 배치의 대안을 제시하며 제시된 대안이 현장에서 얼마나 개선의 효과를 줄 것인지를 <그림 3>과 같이 시뮬레이션을 통하여 검증하는 방법론을 설계하는 것이다. 또한 이 방법론에 따라 실 사례를 통하여 개선의 효과를 검증하는 것이다.



Figure 3. 전체 시스템 구성도

3. MBA분석을 이용한 모델 구축

3.1 Data preprocessing

각 영업점의 POS에서 발생한 고객의 상품구매 데이터는 물류센터로 집결되어 고객이 여러 매장에서 다양한 물건을 구매했더라도 고객에게 하나의 쇼핑 가방에 전달할 수 있도록 고객중심의 피킹 및 포장을 통해 한 번에 고객이 구매한 모든 상품을 전달 받도록 한다. POS에서 발생한 고객의 구매 데이터는 고객성명, 출국일, 여권번호 등으로 구성되며 상품구매 데이터는 <그림 4>와 같이 구성된다. <그림 4>를 분석해 보면 고객은 동일한 날짜에 출국을 하며(단 1일 2회 출국은 없음) 출국일이 가까워 지면서복수의 매장을 복수로 방문하여 상품을 구매하는 것을 확인할 수 있다.

<그림 4>와 같이 구성된 대용량의 데이터를 모두 분석하는

상호코드	브랜드명	아이템구분	구매수량	가격(\$)		
종로점	교한관1	2046818229	A	의류잡화/신변보호	2	150
		2047511105	A	의류잡화/신변보호	1	86
	교한관2	2046004561	B	기방	1	423
강남점	교한관3	2047226986	C	기방	1	953
		2043591798	A	화장품	1	21
	교한관4	2044795881	D	화장품	2	28
		2045097991	D	화장품	2	18
		2047301560	D	화장품	2	28
	교한관5	2044132464	E	화장품	1	20
		2045908099	E	화장품	1	57
교한관6		2040872357	F	화장품	1	13
		2047589203	F	화장품	1	18
	교한관7	2043615395	G	화장품	1	21
		2043615388	G	화장품	1	21
			합계		1857	

Figur 4. 고객 구매 데이터의 구성

것은 시스템 효율 저하의 요인이므로 좀 더 효율적인 분석에 필요한 데이터의 추출이 필요하다.

본 연구의 목적은 주요 상품의 재고 배치이다. 본 사례연구의 경우는 2000여 가지의 상품을 1만 명이 넘는 고객이 구매하고 있기 때문에 연관규칙의 알고리즘을 개선하기 보다는 성능을 위해 <그림 5>와 같이 상품의 구매 수량만을 이용하여 분석 대상 데이터를 줄일 필요가 있다. 구매 데이터의 유효성(Null값 처리, 공백처리)을 검증하고 통계적인 처리(통계치를 이용한 값 설정)를 거쳐 유효한 데이터를 생성한 후 데이터 중에서 효율적인 데이터 분석을 위해 <그림 5>와 같은 단계를 거쳐 가장 많이 판매된 상품 상위 500개를 추출하여 연관분석을 위한 기초 데이터를 생성하였다.

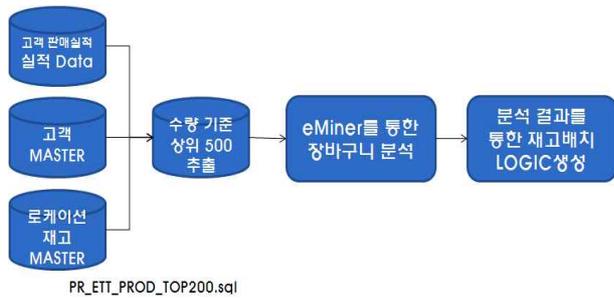


Figure 5. 패턴분석을 위한 Data Preprocessing

3.2 연관분석

위의 제 3.1절에서 추출된 데이터를 이용하여 데이터베이스(본 연구에서는 MS-SQL2005를 사용)에 Mart를 구축한 후 SAS e-Miner를 통해 연관 분석을 실시하였다. 목표 변수는 여권번호 즉 고객이며 Analysis mode는 By Context를 사용하였으며 매번 분석을 통하여 지지도(support)와 신뢰도 (Confidence)를 변경하며 가장 적합한 대안을 찾았다. 또한 여러 개의 항목 사이에 연관성을 분석하는 것은 시스템의 부하를 야기하므로 연관성 규칙의 하한(Maximum Transaction Frequency to support Association)에 대한 설정은 3으로 설정한 후 <그림 6>의 모델에 반영하였다.

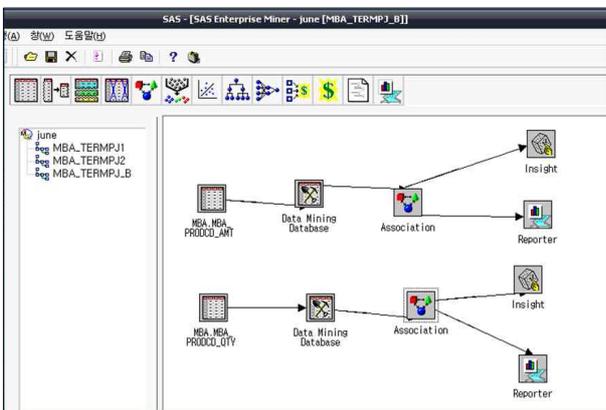


Figure 6. 연관분석 모델링

3.3 연관성 추론

데이터 마이닝을 이용한 연관성 분석은 고객의 구매패턴 뿐만 아니라 제품 사이의 종속성 및 연계성 등을 찾아내는데 유용하게 사용된다. <그림 7>과 <그림 8>을 통하여 주어진 데이터의 결과와 분포를 알 수 있다. 주어진 결과는 신뢰도 50% 이상의 결과로 상품코드 2041241138 and 2040959164 ==> 2040959140 등이 의미하는 것은 좌측의 2개 상품을 구매한 고객은 우측의 1개 상품을 구매할 확률이 매우 높다는 것으로 이해할 수 있다. 또한 향상도(Lift)가 양의 값을 가지므로 유용한 연관규칙이라 할 수 있다.

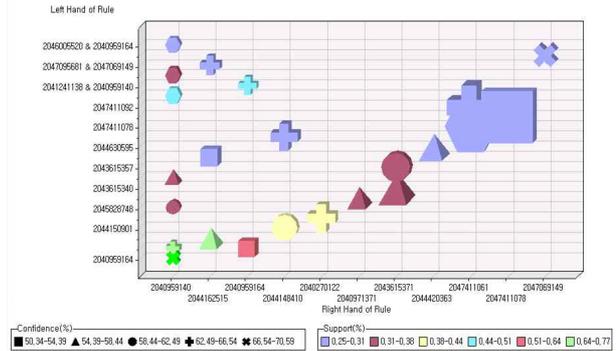


Figure 7. 연관성 분석결과 데이터 분포

SET_SIZE	EXP_CONF	CONF	SUPPORT	LIFT	COUNT	RULE
3	3.494082	82.74027	0.479259	23.68012	2498	2041241138 & 2040959164 ==> 2040959140
2	0.519133	78.44507	0.270257	153.0342	1403	2047411078 ==> 2047411081
3	3.494082	78.77238	0.355977	22.54452	1848	2046857843 & 2040959164 ==> 2040959140
3	3.494082	78.7234	0.249453	22.5305	1295	2046005520 & 2040959164 ==> 2040959140
3	1.309293	68.54839	0.294721	52.35528	1530	2047095958 & 2044162515 ==> 20470959149
2	3.494082	67.39218	1.288297	19.28752	6686	2040959164 ==> 2040959140
2	0.519133	66.20725	0.249839	127.5343	1297	2047411082 ==> 2047411081
2	3.494082	66.0807	0.780303	18.91218	3847	2041241138 ==> 2040959140
3	1.66527	64.8855	0.294721	38.96395	1530	2047095958 & 20470959149 ==> 2044162515
2	0.972987	64.08235	0.281815	65.90212	1463	2044150919 ==> 2044148410
2	0.936558	64.04276	0.380826	68.38099	1977	2043630559 ==> 2040270122
3	1.911641	63.08522	0.479259	32.97439	2498	2041241138 & 2040959164 ==> 2040959140
2	0.972987	60.35553	0.412032	62.06947	2139	2044150901 ==> 2044148410
2	0.808653	59.60151	0.33421	73.70469	1735	2043615357 ==> 2043615371
2	3.494082	59.35601	0.376395	16.98759	1954	2045828749 ==> 2040959140
2	1.129571	57.51156	0.287594	50.9145	1493	2044630595 ==> 2044420363
2	1.578395	55.94959	0.367727	35.44714	1909	2040971449 ==> 2040971371
2	3.494082	55.78295	0.346538	15.95498	1799	2040959577 ==> 2040959140
2	1.66527	55.00899	0.726822	93.05109	3741	2047069149 ==> 2044162515
2	0.808653	54.49895	0.34885	67.39474	1811	2043615340 ==> 2043615371
2	0.340181	52.05937	0.270257	153.0342	1403	2047411081 ==> 2047411078
2	1.66527	50.74485	0.308388	30.47244	1601	2044162929 ==> 2044162515
2	1.911641	50.34321	0.579293	26.33607	3007	2041241138 ==> 2040959164

Figure 8. 연관성 분석 결과

3.4 재고 배치의 대안 발견

제 3.3절의 결과를 통하여 실제 관련 상품들이 가까운 위치에 적치되어 있다면 피킹의 효율성이 높다고 판단할 수 있을 것이며 서로 다른 적치장소나 층을 달리하는 곳에 위치한다면

적치가 잘못되어 있음을 의미한다고 볼 수 있다. 현재 관련이 있는 상품들의 재고 배치를 보면 <그림 9>와 같다. <그림 9>가 의미하는 것은 연관성 분석결과 가장 연관성이 우수하다고 분석되어지는 상품들이 서로 다른 곳에 적치되어 피킹을 위한 동선이 길어지는 등의 비효율적인 모습을 내포하고 있음을 알 수 있다.

관련 상품	분산된 Location
2041241138 & 2040959164 ==> 2040959140	1B
	1L
	1R
	2S
	3S
2047411078 ==> 2047411061	1L
	1R
	0S
	1B
2046957843 & 2040959164 ==> 2040959140	1L
	1R
	3C
	2F

Figure 9. 연관성 상품의 현재고 배치표

위의 <그림 9>에서 분산된 Location의 첫 자리는 층을 의미하는 것으로 연관성 있는 상품들이 서로 다른 층에 존재하고 있음 또한 알 수 있다. 이는 제품의 반입시 판매유형이나 고객의 구매 패턴을 보지 않고 반입 작업시 작업자가 임의로 적치하였거나 반입의 효율성 및 패턴과 상관없이 공간의 효율적인 사용만을 고려했기 때문에 발생하는 문제라 할 수 있다. 물론 피킹시시 프로그램을 매우 정교하게 구성하여 이를 해결 할 수도 있으나 이는 한계를 가지고 있다. 본 연구에서는 분석한 결과를 바탕으로 재고를 재배치했을 때의 결과를 시뮬레이션을 통하여 검증하고자 한다.

4. Simulation을 이용한 모델 평가 방안

4.1 Model 평가를 위한 Simulation 설계

제안하는 각각의 대안에 대한 효과를 파악하기 위해 실제 포장 물류 시스템을 분석하고 물류 시뮬레이션 소프트웨어인 FlexSim 을 사용하여 모델링하였다. 분석한 물류 시스템의 레이아웃은 <그림 10>과 같다.



Figure 10. 초기 물류 센터 Layout



Figure 11. 상품의 재배치 이후 물류센터 Layout(구역기준)

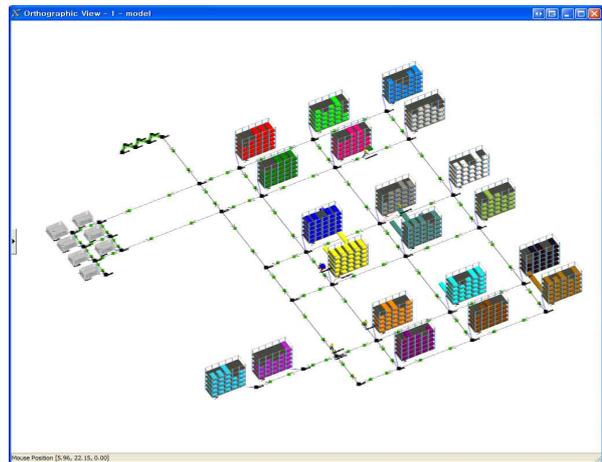


Figure 12. 물류센터의 FlexSim 구현 모델

효과 파악을 위해 FlexSim을 이용하여 구축한 예제는 <그림 12>이며, 모델링 범위는 다음과 같다. 각각의 선반은 서로 다른 상품을 담고 있으며 작업자는 미리 정의된 스케줄에 의해서 각각의 상품을 수집하여 포장 작업 전 단계의 버퍼에 가져간다. 포장작업 자체는 본 논문에서 제안하는 방법론의 의도에서 벗어나기 때문에 모델링 범위에는 추가하지 않았다. 제안하는 방법론의 효과를 파악하기 위해서 다음 2가지에 주안점을 두어 모델을 설계하였다. 먼저, 방법론 적용 전과 후를 각각 모델링하여 전체 선반에 담긴 상품의 수가 고정(일정)적인 환경에서 효과를 파악하는데 첫 번째 주안점을 두었다. 두 번째로, 전체 선반에 담긴 상품의 수가 각각 다른 경우 즉, 상품의 수가 늘어날수록 방법론 적용 전과 후, 2가지 모델의 차이가 어떻게 벌어지는지를 파악하는 것에 두 번째 주안점을 두었다. 설계한 모델을 구체적으로 설명하면 예제의 시스템에는 총 20개의 선반이 설치되어 있으며 각각의 선반은 1A-1U까지 ID가 부여되며 동일한 ID를 갖는 아이템을 가지고 있다. 이것을 움직임의 속도가 동일한 7명의 작업자(Op1-Op7)가 스케줄에 따라 연관성 있는 상품들을 한꺼번에 수집하여 포장작업 전의 버퍼에 가져가게 된다. 여기서 모델은 타당한 범위 내에서 간단하게 설계할수록 시뮬레이션 결과의 의미가 명확하므로 각각의 작업자에게 수집할 상품들을 정해준다. 작업자에게 주어진 수집 순서는 다음과 같으며 수집 순서는 MBA 분석을 하여

확인한 것이다. 단 구역내에서 상세 Cell간 이동은 미세하기 때문에 Cell 단위의 배치는 고려하지 않았다

- Op1 : 1C → 1E → 1N
- Op2 : 1D → 1Q → 1U
- Op3 : 1F → 1F
- Op4 : 1A → 1P → 1R
- Op5 : 1B → 1K → 1T
- Op6 : 1L → 1I → 1S
- Op7 : 1J → 1H → 1O

실제 시스템에서 사용되는 스케줄은 불규칙적이거나 본 논문에서는 상품의 연관성에 따라 상품을 재배치하는 것이 목적이므로 위 스케줄의 설계가 타당하다.

위와 같은 작업자의 스케줄을 가지고 방법론을 적용하기 전 모델을 만들었으며 이것은 <그림 10>과 동일한 배치를 갖는다. 방법론을 적용한 모델은 <그림 11>과 같다. 방법론을 적용하기 위해 기존 모델에서 서로 멀리 떨어져 있는 연관성 있는 상품들을 모아서 가까운 곳에 재배치한다. 그리고 앞서 언급한 주안점들을 염두에 두고 결과를 분석하고 제안하는 방법론의 효과를 다음에 제시한다.

4.2 Model 평가 결과

방법론 적용의 결과를 앞에서 언급한 2가지 주안점을 두고 분석하였다. 첫 번째로 각 작업자의 이동시간을 비교하여 방법론 적용의 효과를 확인 할 수 있다. 작업자에게서 볼 수 있는 데이터는 상품을 들지 않고 이동하는 시간(Travel Empty Time)과 상품을 들고 이동하는 시간(Travel Loaded Time)이 있다. 결과 자료에서 보여주는 수치 단위는 기본적으로 초이다. 먼저 각 작업자의 Travel Loaded Time을 볼 때, 6번 작업자를 제외한 모든 작업자의 이동시간이 줄어 있는 것을 확인 할 수 있다. 이것은 6번 작업자에게 작업의 부하가 늘어난 결과이다. 하지만 전

Table 2. 작업자별 적용 전 후 Travel time

Object	Before		Object	After	
	travel empty	travel loaded		travel empty	travel loaded
Op1	645.51	1684.70	Op1	278.97	678.05
Op2	301.18	738.94	Op2	461.68	704.83
Op3	621.38	1136.26	Op3	431.88	854.76
Op4	475.59	1390.48	Op4	614.59	875.46
Op5	584.30	1885.67	Op5	594.80	982.02
Op6	504.21	724.16	Op6	815.51	1063.51
Op7	277.19	1044.17	Op7	684.71	760.55
SUM	3409.36	8604.38		3882.14	5919.18
AVG	487.05	1229.20		554.59	845.60

체 작업자의 이동시간의 합과 평균은 8604.38에서 5919.18로 1229.20에서 845.60으로, 약 31% 가량 이동시간이 줄어든 것을 확인 할 수 있다. 본 예제에서는 각 작업자가 스케줄을 마치고 아무 것도 하지 않는 것으로 모델링하였으나 작업을 마친 작업자를 마치지 못한 작업자의 스케줄을 도와주도록 모델링 하였다면 이동시간은 더욱 감축 될 수 있다. Travel Empty Time 은 작업자에 따라 증감이 일정하지 않은 것을 볼 수 있다. 전체적으로는 합과 평균이 3409.36에서 3882.14, 487.05에서 554.59로 약 13% 정도 증가한 것을 볼 수 있다. 이것은 상품위치의 변경으로 인한 부정적인 효과로 볼 수 있다. 하지만 Travel Empty Time과 Travel Loaded Time을 합한 시간은 12013.74에서 9801.32로 감소하였으므로 약 18.5% 가량 시간의 감소를 확인 할 수 있으며 이것으로 부정적인 효과에 비해 긍정적인 효과가 더 큰 것을 확인 할 수 있다.

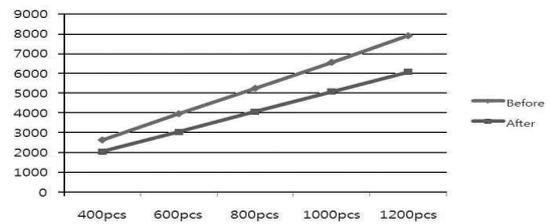


Figure 13. Simulation Time

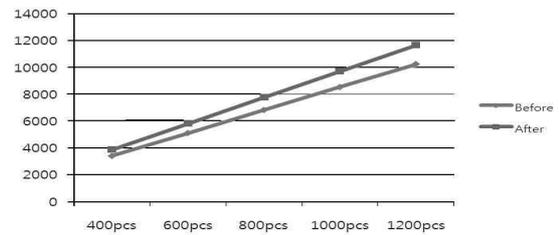


Figure 14. Travel Loaded Time

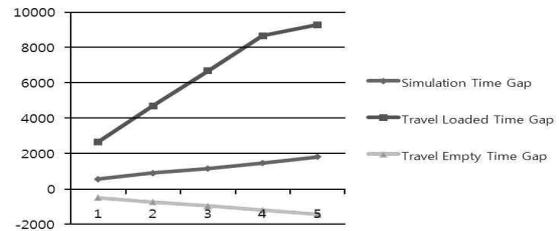


Figure 15. Time Gap

두 번째는 각 선반에 담긴 상품의 수가 늘어날 수록 즉, 작업자가 운반해야할 상품의 수가 늘어나는 환경에서 방법론 적용의 이점을 확인한다. <그림 13>은 방법론 적용의 전, 후 각각 5번의 시뮬레이션을 상품의 수를 200개씩 늘려가면서 얻은 결과이다. Simulation Time은 작업자의 모든 작업이 종료되기 전까지의 시간을 말한다. 상품의 개수가 많아질수록 재배치 이후의 시뮬레이션 시간이 점점 더 짧아지는 것을 확인할 수 있

다. 즉 상품의 개수가 많아질수록 MBA 분석을 통한 상품의 재배치의 효과가 유효함을 알 수 있다. <그림 14>의 TRAVEL LOADED TIME도 시물레이션 타임과 마찬가지로 상품 수가 많아질수록 짧아지는 것을 볼 수 있다. <그림 15>의 Travel Empty Time은 상품 수가 많아질수록 재배치 이후의 시간이 더 길어지는 것을 볼 수 있다. 이것은 상품의 재배치로 기인한 부정적 효과이다. 하지만 Travel Loaded Time에서 볼 수 있는 효과에 비해 미미하며 <그림 14>에서 Travel Loaded Time의 재배치 전과 후의 차이와 <그림 15>의 Travel Empty Time에서의 차이를 비교하여 확인할 수 있다. <그림 16>은 재배치 이전과 이후의 차를 보여주고 있으며 상품 개수가 많아짐에 따라 시물레이션 시간의 차가 선형적으로 증가한 것과 Travel Loaded Time과 Travel Empty Time의 차의 효과를 종합적으로 확인할 수 있다.

위의 실험을 통해 MBA 분석을 이용하여 연관성 있는 상품들을 확인하고 상품을 재배치함으로써 작업자의 운반시간과 전반적인 작업시간을 줄일 수 있음을 수치로 간접적인 확인을 할 수 있다.

5. 재고 재적치 방안

사례연구의 물류센터는 365일 24시간 운영되며 수많은 상품종류와 상품수량이 사례 물류센터를 통하여 처리되고 있다. 사실상 위와 같은 연구결과를 반영하기 위하여 재고를 재배치하는 것은 실질적으로 불가능 한 일이다. 모든 물류센터가 재고 조사 및 재고 재배치에 소요되는 비용의 부담으로 실제 수행하지 못하고 있는 실정이기도 하다. 본연구의 결과를 반영하는 방법은 다음과 같다.

첫 번째 사례 물류센터의 Rack의 여유 공간을 이용하는 방법이다. 기존에 적치된 물량은 재고 이동 없이 자연스럽게 선입선출에 의하여 소모되도록 유도하고 새로이 반입되는 물건에 대해 여유 Rack을 이용하여 근접배치 함으로 피킹의 동선이 줄어들 수 있도록 유도하여야 한다.

두 번째 재고 보충을 이용하여야 한다. 일반적으로 물류센터는 반입물품을 보관하는 반입상태 포장을 유지하고 있는 보관장과 피킹에 편리하도록 날개 적치된 피킹 보관장을 운용한다. 이때 반입물품 보관장은 작업자의 피킹 공간이 아니므로 본 연구 결과를 적용할 이유가 없다. 하지만 반입 보관장에서 피킹 보관장으로 재고 보충 하는 단계에서 본 연구 결과를 적용하여 근접 배치 되도록 유도하여야 한다.

6. 결론 및 향후과제

6.1 결론

유통업에서 본 연구에서 수행한 MBA 분석은 고객의 구매패턴을 분석하여 포함되어 있는 상품들의 연관성을 분석하여 규

칙을 발견하는 것이 목적이다. 여기서 유의한 규칙을 얻는 것은 상품의 거래에 있어서 상호 연관 구매가 발생 될 것임을 판단 할 수 있다. 또한 이를 물류센터의 통합포장 시스템에 연관시켜 보면 관련 상품은 서로 가까운 곳에 위치하고 있어야 고객에 해당 상품을 인도하기 위한 시간과 비용을 줄일 수 있음을 판단할 수 있다. 기존 연구는 일반적으로 상품의 구매빈도, 재고 회전율을 이용하여 초기 재고 적치에 활용하였지만 한계점이 존재하였다. 구매빈도가 높은 모든 상품을 포장장과 가까운 특정 Zone에 위치시킬 수 없다는 제약을 가지고 있었다. 본 연구의 MBA 분석은 빈도수 높은 500여 개의 상품을 미리 추출하여 이것을 이용하여 MBA 분석을 실시한 후 재고를 배치하는 방법을 제시함으로 더욱 세밀하고 효율적인 피킹을 수행할 수 있음을 제시하였다.

본 연구는 국내 면세점 업무의 사례를 이용하여 고객의 구매패턴을 분석하여 그 구매패턴에 맞게 재고를 적치하여 피킹시 소요되는 시간을 줄일 수 있음을 데이터 마이닝의 연관분석과 시물레이션 기법을 이용하여 증명하였다.

6.2 향후과제

본 연구는 이상적인 상황에서 시물레이션을 통하여 연관분석을 이용한 재고배치가 실효성이 있음을 증명하였지만 실제 물류센터에서 발생하는 다양한 변수를 고려하여 모델을 평가할 필요가 있다. 재고의 재배치가 반드시 피킹 시간을 줄여주는 것은 아니며 판매의 다양한 형태(대량판매, Air cargo, EMS 판매 등)를 고려한 재고배치는 향후의 연구 과제라 할 수 있다. MBA 분석을 통한 패턴분석이 어느 정도 피킹의 효율성에 영향을 줄 수 있지만 물류센터의 기타 요인들과 결합하였을 때 분명히 한계 사항이 있을 것이다. 향후 연구에서는 이들 간의 연관성을 밝혀 낼 것이다. 또한 이와 같은 연관성 분석의 결과를 물류센터에서 일반적으로 사용하는 WMS 시스템에 연계하는 방안에도 대해서도 연구되어야 할 것이다.

참고문헌

- Chen, Y. L., Chen, J. M., and Tung, C. W. (2006), A data Mining approach for retail knowledge discovery with consideration of the effect of shelf-space adjacency on sales, *Decision Support Systems*, 42(3), 1503-1520.
- Churilov, L., Bagirov, A., and Schwartz, D. et al. (2005), Data mining with combined use of optimization techniques and self-organizing maps for improving risk grouping rules : application to prostate cancer patients, *Journal of Management Information System* 21(4), 85-100.
- Han, Kyongrok (2008), An Application of Data Mining to Strategic Integration of CRM and SCM, *Entrue Journal of Information Technology*, 7(1), 151-161.
- Hyunchul Ahn and Ingoo Han (2002), *Development of Personalized Recommendation System for Internet Shopping Malls Using the Data Mining*, KAIST MGSM 02137.
- Kewi Tang, Yen-Lian Chen, and Hsiao-Wei Hu (2008), Context-based Market basket Analysis in a multiple-store environment, *Decision Support Systems*, 45,

150-163.

- Kilyoung Seong and Sungjoo Yeo (2008), *Simulation Analysis of the effect on distribution center with MBA*, Proc. of KIIE 2008 Fall Conference.
- Kimar, N., Gangopadhyay, A., and Karabatis, G. (2007), Supporting Mobile decision making with association rules and multi-layered caching, *Decision Support Systems*, **43**(1), 189-204.
- Kyu-Yong Lee and Jun-Yong Seo (2007), A Case Study on the Inventory Management Using the Data Mining, *Journal of the Society of Korea Industrial and System Engineering* **30**(3), 20-27.
- Myounghoon Kim and Jongwha Kim (2003), The Block-Based Storage Policy and Order Processing in Logistics Warehouse, *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, **8**(4), 159-164.
- Sarathy, R. and Muralhar, K. (2002), The Security of confidential numerical data in databases, *Information System Research*, **13**(4), 389-403.

- Shaw, M. J., Subramaniam, C., Tan, G. W., and Welge, M. E. (2001), Knowledge Management and data mining for marketing, *Decision Support Systems* **31**(1).
- Spangler, S., Kreulen, J. T., Lesslerm J. Li, Xb. *et al.* (2006), Privacy protection in data mining : A perturbation approach for categorical data, *Information System Research*, **17**(3), 254-270.
- Sungjoo Yeo, Jiwon Kim, Haegu Lee, Ginam Wang (2008), An Analysis on the factor affecting eMarketing performance with customer activity analysis in Insurance Industry, *Korea Society of IT Service, autumn Conference*, 2008.
- Terri, C. Albert, Paulo, B. Goes, lock Gupta, GIST (2004), a Model for design and management of content and interactivity of customer centric web site, *MIS Quarterly*, **28**(2), 161-183.
- Viance, S., Dedence, G., and Derrige, R. A. (2005), Auto claim Fraud Detection using Bayesian learning neural network, *Expert Systems with Applications*, **29**(3), 653-666.

**여성주**

아주대학교 산업공학과 학사
 아주대학교 산업공학과 석사
 현재 : 아주대학교 산업공학과 박사과정
 관심분야 : CRM, Data Mining, Business Intelligence, 시뮬레이션

**성길영**

아주대학교 산업공학과 학사
 아주대학교 산업공학과 석사
 현재 : 아주대학교 산업공학과 박사과정
 관심분야 : 이산사건 시스템, 시뮬레이션

**왕지남**

아주대학교 산업공학과 학사
 KAIST 산업공학과 석사
 미 Texas A&M 대학 산업공학과 박사
 현재 : 아주대학교 산업공학과 교수
 관심분야 : Business Intelligence, 이산사건 시스템, 시뮬레이션