

데이터마이닝을 이용한 재고관리에 관한 사례연구

이규용*[†] · 서준용**

*울산과학대학 산업경영과
**울산대학교 산업정보경영공학부

A Case Study on the Inventory Management Using the Datamining

Kyu-Yong Lee* · Jun-Yong Seo**[†]

*Department of Industrial Management, Ulsan College
**School of Industrial of Engineering, University of Ulsan

A company establishes a sale strategy through the inventory to set the purchasing requisite of the customer in a global company environment. And a sale company can become the reason of a sale opportunity loss because of a customer satisfaction rate if it does not have the all thing to want a purchasing company in a business-to-business.

This paper analyzes the association relation of the goods which the customer orders. And we use a datamining technique for an association analysis of goods. The result of such analysis enhances the ability to get the orders of customer and may minimize a sale opportunity loss. We present a case of the 'D' company inventory management system, in order to verify the effect of the proposal system.

Keywords : Inventory Management, Datamining

1. 서 론

최근 기업 경영은 글로벌 시장에서 기업의 경쟁 우위를 확보하기 위해 고객 수요에 대한 신속한 대응이 요구된다. 고객 수요에 대한 대응방안은 장기적 수요분석을 바탕으로 자사의 판매 대리점이나 해외 판매법인을 통해 이루어진다. 이러한 과정에 많은 기업들은 공급사슬관리(supply chain management)로 제품 및 서비스가 공급자에서부터 구매, 제조, 분배, 유통을 거쳐 소비자에게 이르는 공급사슬 전체를 최적화함으로써 고객 수요에 신속히 대응할 수 있는 방안을 고려하고 있다[6, 8]. 공급사슬관리는 고객의 수요에 신속하고 유연하게 대처하

는 능력을 기반으로 고객만족에서부터 시작되기 때문에 고객만족은 공급사슬관리에서 매우 중요한 수행 척도이다[9, 10, 12].

고객은 주문한 제품을 주어진 납기에 제공받을 때, 그 기업을 신뢰하며 더 큰 만족감을 가질 수 있다. 그래서 많은 기업들은 고객에 대한 주문충족(order fulfillment)에 매우 큰 관심 가진다. 주문충족은 고객 주문에 대한 납기를 만족시키는 일련의 과정으로, 고객 주문에 대응하기 위한 판매 재고를 보유하는 방법을 많이 활용하고 있다.

대리점과 같은 서비스 기업은 미래의 고객 주문에 대응하기 위해 많은 재고를 보유하고 있으며, 이러한 현상은 구매비용과 재고유지비용의 증가를 가져오게 된다.

[†] 교신저자 kylee@mail.uc.ac.kr

※ 본 연구는 2005년도 울산과학대학 학술연구비에 의하여 수행되었음.

이러한 기업은 미래의 불확실한 시장 수요에 적절히 대응할 수 있는 재고수준으로, 비용을 최소화하면서 고객의 주문충족 등을 만족시킬 수 있는 재고관리 방안을 요구된다.

지금까지 재고관리는 각 제품의 수요가 독립적인 상황을 고려하여 이루어졌으며, 종속적인 상황의 재고관리는 완제품 재고의 적정수준을 유지하기 위한 부품의 재고관리 방안에 많은 노력을 해왔다. 그러나 고객은 한 제품을 독립적으로 구매할 뿐만 아니라, 여러 제품을 동시에 구매할 수가 있다. 고객이 여러 제품을 동시에 구매할 경우, 판매 기업은 모든 제품에 대해 고객 주문을 충족시켜야 한다. 그렇지 못할 경우, 고객은 모든 제품에 대해 주문충족을 제공해 줄 수 있는 다른 판매 기업을 찾게 되어, 기업은 판매기회 상실에 따른 기회손실비용을 초래할 수 있다. 따라서 판매 기업은 고객에게 판매되는 제품의 고객 구매패턴을 분석하고, 이를 통한 각 제품 사이의 종속관계의 정도에 따라 제품별 재고관리가 필요하다.

고객 구매패턴은 고객관계관리(customer relation ship management : CRM)를 위해 많이 연구되고 있다. 고객관계관리는 고객의 구매패턴을 파악하여, 적절한 마케팅 도구를 결정한 뒤 고객에게 개인화된 방법을 통해 직접 전달하는 것이다[1, 2]. 대부분의 고객 구매패턴 분석은 고객 마케팅 강화라는 측면에서 많은 연구가 이루어진 반면, 고객의 구매패턴과 주문에 따른 주문충족과 연계된 연구는 미흡하다.

고객에 대한 구매패턴 분석은 먼저 고객이 구매하는 제품 사이의 연관성을 분석하여, 기업의 재고 정책수립에 의미 있는 정보를 제공할 수 있다. 이러한 방법은 고객 주문처리에 대해 납기가 긴 제품에 대한 재고를 미리 확보하는 의미에서 중요하다. 또한 단순히 제품의 수요를 예측하여 대량으로 생산하는 수요예측 시스템과는 달리 제품 간의 연계성 및 종속성을 고려한 수요 예측이 필요하고, 이에 따른 재고전략 및 물류관리 시스템을 구현하는 것이 중요한 요소가 된다.

본 연구에서는 제조기업의 대리점 및 유통기업에서 고객 주문충족에 의한 매출 향상을 위한 방안으로 각 제품사이의 종속적 관계를 고려한 재고관리방안을 제시한다. 기존의 많은 연구는 각 제품사이의 판매관계가 상호 독립적 환경을 고려하여 재고관리방안을 제시하고 있다. 그러나 본 연구는 다양한 종류의 많은 제품을 판매하는 기업에서 매출증대를 위한 방안으로, 각 제품 사이의 판매관계를 고려한 재고관리방안을 제시한다. 각 제품의 종속적 관계는 과거 고객 주문정보를 데이터마이닝 기법에 적용하여 각 제품 사이의 연관성분석에 따라 추출한다. 분석된 종속성은 재고유지비용을 적절히 유지하면서 고객서비스 수준을 향상시킬 수 있는 방안

에 활용된다. 이 과정에서 사용되는 도구는 SAS Enterprise Miner(E-Miner)를 사용하며, 제시된 방안은 선박용 엔진 부품을 판매하는 D사의 재고관리 시스템에 적용한 사례를 보인다.

2. 이론적 배경

2.1 데이터마이닝

데이터마이닝은 통계학과 기계 학습이라는 인공지능 분야가 결합된 복합적인 학문 분야로, 대단위 데이터로부터 기존에 인지하지 못했던 유용한 지식을 과학적으로 추출하여 의사결정에 도움을 주고자 하는데 목적이 있다[11]. 데이터마이닝은 데이터가 특정 패턴(관계 또는 함수)을 가진다는 가정 하에 해당 데이터로부터 그 패턴을 유추하는 귀납적 방법론을 지칭한다. 분석하고자 하는 패턴은 적용분야에 따라서 달라질 수 있으며, 그 기법도 달라진다[5].

초기 데이터마이닝은 영상 이미지 데이터로부터 이미지 패턴을 추출하는 분야에 주로 활용되었으나, 최근에는 유전자 공학이나 비즈니스 데이터로부터 회사의 의사결정에 유용한 정보를 추출하는데 활용하는 경향이 증가하고 있다[4, 7, 11]. 데이터 속에 숨겨져 있는 흥미로운 패턴들을 찾아내는 것은 데이터마이닝에서 중요한 부분을 차지한다. 이 패턴이라는 것은 데이터베이스 안에서 발견되는 조합 혹은 분류 모델이나 순차적 경향들으로써 데이터마이닝의 기본이 되는 것이다[9]. 이렇게 패턴을 마이닝하는 것은 자료가 어떻게 조합되는지 혹은 어떻게 분류될 수 있는지 밝히고, 더 나아가서는 앞으로 들어오는 자료들을 기존에 생성된 패턴들을 사용해 효과적으로 예측하려는 목적을 가지고 있다. 이러한 패턴들을 찾아내기 위해 여러 가지 방법들이 제시되었는데, 대표적인 것으로 빈번하게 발생하는 패턴을 찾아내는 Apriori 알고리즘이 있다[1, 2].

데이터마이닝은 데이터의 선택(selection), 정제(cleaning), 변환(transformation), 마이닝(mining), 패턴 평가, 그리고 지식표현 과정으로 이루어진다. 패턴의 추출은 마이닝 단계에서 이루어지며, 마이닝 작업의 유형에 따라 연관 규칙, 군집화, 의사결정나무, 인공신경망 등의 다양한 알고리즘이 사용될 수 있다[3]. 일반적으로 실용적인 데이터마이닝은 제한된 환경 하에서 분류, 추정, 예측, 세분화, 설명과 같은 작업을 수행한다[4]. 패턴추출을 위한 마이닝 단계에서 사용되는 다양한 기법은 수행 작업에 따라 정해진 것은 아니고, 하나의 기법만으로는 모든 문제를 해결할 수 있는 것도 아니다. 데이터마이닝 기법의

선택은 데이터마이닝이 수행하는 작업과 목적, 분석에 이용되는 데이터의 특성, 발견된 패턴의 설명력, 사용의 용이성 등에 따라 달라질 수 있다.

2.2 연관성분석 평가기준

연관규칙은 주어진 데이터로부터 항목 사이의 연관성 정도를 측정하여 연관성이 많은 항목을 그룹화 하는 세분화(segmentation)과정으로 하나의 거래에서 함께 일어나는 항목들의 그룹을 찾아내는 자율학습(unsupervised learning)의 한 형태이다. 마케팅 분야에서는 장바구니 분석(market basket analysis)이라하며, 기계학습(machine learning) 분야에서는 규칙유도(rule induction)라고도 한다. 연관규칙은 “If X then Y (X→Y)”와 같은 형태로 표현되고 “조건부(condition) 항목집합 X가 거래에 나타난 경우 결과 항목 집합 Y도 나타난다.”와 같은 방법으로 해석된다.

연관성분석은 한 거래에 포함된 품목들의 데이터를 통해서 이들 사이의 흥미 있는 관련성 규칙을 관찰하는 과정으로써 실제적으로 소매점의 상품거래 자료에 대해서는 가장 기초적이고 일반적인 비목적성(undirected) 분석이라 할 수 있다. 그 개념과 이론이 쉬워 간단한 변환이나 사고의 전환으로 많은 응용이 가능한 데이터마이닝 도구이다.

연관성분석은 지지도(support), 신뢰도(confidence), 향상도(lift)와 같은 세 가지 기준으로 각 항목의 연관성 및 종속성을 평가한다.

지지도는 의미 있는 연관성의 판단을 위해 전체 자료에서 관련성이 있다고 판단되는 품목들을 포함하고 있는 거래나 사건의 확률로, 규칙 ‘A ⇒ B’(A를 구입하면 B도 구입한다)의 지지도는 아래와 같이 구해진다. 지지도는 상호 대칭적이며, 규칙 ‘A ⇒ B’의 지지도는 규칙 ‘B ⇒ A’의 지지도와 같다. 따라서 지지도는 두 품목의 동시 구매가 얼마나 자주 일어나는가를 측정하는 것이다.

$$\begin{aligned} \text{지지도} &= \frac{\text{품목 } A \text{와 } B \text{를 동시에 포함하는 거래 수}}{\text{전체 거래수}} \\ &= p(A \cap B) \end{aligned}$$

연관성분석에서 더 관심 있는 것은 “품목 A를 구매하였을 경우 품목 B를 구매하는 가능성은 얼마인가?” 라는 것이다. 이러한 평가기준을 신뢰도라 하며, 신뢰도는 품목 A가 구매되었을 때 품목 B가 추가로 구매될 확률인 Pr(B|A)와 같은 조건부확률로 표현된다. 신뢰도는 상호 대칭적이지 않기 때문에 ‘A ⇒ B’의 신뢰도와 규칙 ‘B ⇒ A’의 신뢰도는 같지 않다. 아래 식은 품목 A를

구매하였을 경우 품목 B를 구매하는 가능성으로 ‘A ⇒ B’의 신뢰도를 계산하는 식을 보여준다.

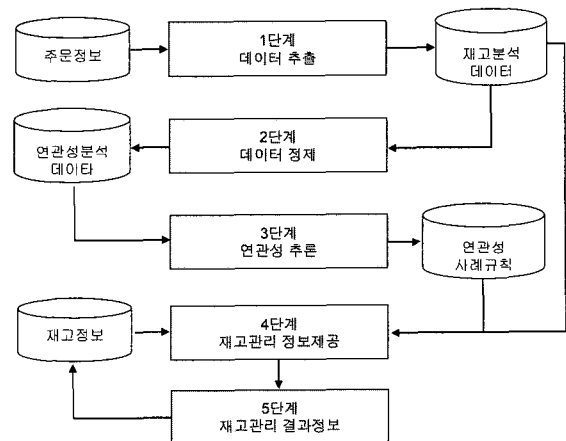
$$\begin{aligned} \text{신뢰도} &= \frac{\text{품목 } A \text{와 } B \text{를 동시에 포함하는 거래 수}}{\text{품목 } A \text{를 포함하는 거래수}} \\ &= \frac{p(A \cap B)}{p(A)} \end{aligned}$$

향상도는 신뢰도를 결과 B항목을 포함하는 거래수로 나눈 값으로 향상도가 1보다 크면 클수록 품목 간에 양의 상관관계가 많으므로, 유용한 연관규칙이라고 말할 수 있다. Berry & Linoff은 향상도 대신 개선도(improvement)라는 용어를 사용하기도 하였다[4]. 아래 식은 ‘A ⇒ B’의 향상도를 계산하는 식을 보여준다.

$$\begin{aligned} \text{향상도} &= \frac{\text{품목 } A \text{와 } B \text{를 동시에 포함하는 거래 수}}{\text{품목 } A \text{거래수} \times \text{품목 } B \text{ 거래수}} \\ &= \frac{p(A \cap B)}{p(A) \times p(B)} \end{aligned}$$

3. 데이터마이닝을 활용한 재고관리방안

본 연구는 제품별 연관성분석에 의한 종속적 재고관리를 위해 <그림 1>과 같은 연구절차를 제시한다. 첫 단계는 기존 정보시스템의 주문정보에서 제품별 주문유형을 분석할 고객 주문데이터를 추출한다. 두 번째 단계는 추출된 데이터에 데이터마이닝의 연관규칙을 적용하기 위해 필요한 데이터를 정제하는 과정이다. 세 번째 단계는 추출된 정보로부터 각 제품별 주문 종속성에 따른 연관성 규칙을 추론하여 연관성 사례규칙을 파악한다. 네 번째 단계는 각 제품별 연관성 사례규칙에 따른 제품별 재고정보를 제시함으로써 사용자가 고객서비스 수



<그림 1> 연구 방법론

준과 재고유지비용을 고려한 재고통제 방안에 활용 할 수 있도록 한다. 마지막 단계에서는 재고관리 결과에 따라 발생하는 정보를 기존 시스템의 재고정보에 반영하여 지속적으로 활용할 수 있도록 한다. 각 단계에 대한 설명을 다음과 같다.

3.1 데이터 추출단계

제품별 재고관리는 과거 고객이 주문한 정보를 기반으로 이루어진다. 재고관리를 위한 제품정보는 기존 정보시스템의 고객 주문정보에서 추출하여 재고분석 데이터를 생성한다. 주문정보는 재고로 관리되는 제품과 고객 주문 후 구매를 통해 판매하는 제품을 포함하고 있다. 본 연구는 종속성에 따른 재고관리를 위해 재고로 판매되는 제품을 대상으로 데이터를 추출한다.

3.2 데이터 정제단계

분석을 위해 추출된 데이터는 원시 주문 데이터로 연관성분석에 직접적으로 사용하기가 어렵기 때문에 데이터 정제단계를 거친다. 데이터 정제단계는 주문정보의 각 항목에서 연관성분석에 사용할 항목에 맞도록 데이터 변환과 정제를 하는 과정이다. 본 연구는 원시 데이터의 주문정보를 <그림 2>와 같은 구조로 정제한 후, 고객 주문과 각 제품 사이의 연관성을 분석한다.

<그림 2>에서 하나의 주문번호에 대한 재고 코드는 하나 이상이 존재한다. 또한 재고 코드는 연관규칙에 따른 종속적 재고관리와 재고정보의 키(key)로 연결되어 각 제품의 재고관리에 사용된다. 주문일자는 시계열 분석에 의한 월별 재고의 변동량을 산출하는 항목으로 정리한다.

일련번호	주문번호	주문일자	재고코드
00001	FP501405	2005-02-21	BA80020
00002	FP501405	2005-02-21	BA80021
00003	FP202264	2002-04-23	BA80029
⋮			

<그림 2> 데이터 구조

3.3 연관성 추론단계

데이터마이닝에서 각 데이터 사이의 관계를 보기 위한 가장 일반적인 방법은 연관규칙을 적용하는 것이다.

본 연구에서도 재고관리를 위한 각 항목의 연관성에 따른 종속성을 추론하기 위해 연관규칙을 이용한다.

연관규칙을 추론하기 위한 도구는 SAS Enterprise Miner를 이용한다. SAS Enterprise Miner는 대용량의 데이터에 숨겨져 있는 데이터간의 관계, 패턴을 탐색하고 이를 모형화함으로써 의미 있는 정보로 데이터를 변환한다. 변환된 정보는 기업의 의사결정에 필요한 기초 자료를 제공한다.

연관성 추론 과정을 살펴보면 다음과 같다.

[단계 1] 제품 사이의 종속성은 최소 지지도를 만족하는 규칙을 찾는다.

[단계 2] 규칙들에 대한 신뢰도를 산출하고 최소 신뢰도를 만족하는 규칙을 찾는다.

[단계 3] 단계 2에서 찾은 규칙에서 향상도가 1보다 큰 규칙을 유용한 연관규칙으로 채택한다.

3.4 재고관리 정보제공단계

정보제공단계에서는 제품 간 연관성에 따른 종속적 재고관리에 필요한 정보를 제공할 수 있는 시스템을 구축한다. 기존의 독립적 재고관리는 재발주점이 도래한 제품만 보여줌으로써 제품간 판매 관련성을 알 수 없었다. 그 결과 제품 구매는 재발주점에 도래한 제품별로 이루어지기 때문에 구매비용과 물류비용이 많이 발생하였다.

이러한 문제를 해결하기 위해 많은 기업들은 수송단위에 맞게 구매할 제품을 선정하였다. 이러한 방법은 재발주점에 도래한 제품을 발주하지 않고 기다렸다가, 다른 제품들의 재발주점이 되었을 때 함께 발주하기 때문에 이미 재발주점에 도래한 제품에 대한 재고 부족으로 판매기회의 상실을 초래할 수 있다.

본 연구는 재발주점이 발생한 재고품목에 대한 상호관련성 및 판매 종속성을 가지는 제품의 재고정보를 함께 보여줌으로써 판매기회 확보와 구매비용 및 물류비용 감소에 도움을 주고자 한다.

3.5 재고관리결과 정보제공 단계

본 연구에서 제공한 재고관리 시스템은 제품 A에 대해 상호 관련성 및 종속성을 보여 준다. 이 과정에서 동시에 판매된 수량과 독립적으로 판매된 정보를 함께 보여줌으로써 각 제품의 발주단위와 재발주점 관리에 대한 정보를 수정 보완할 수 있도록 한다. 이러한 재고관리 결과 정보는 기업의 재고통제를 위한 지속적인 관리에 도움을 제공할 수 있는 정보로 활용될 수 있다.

4. 적용사례

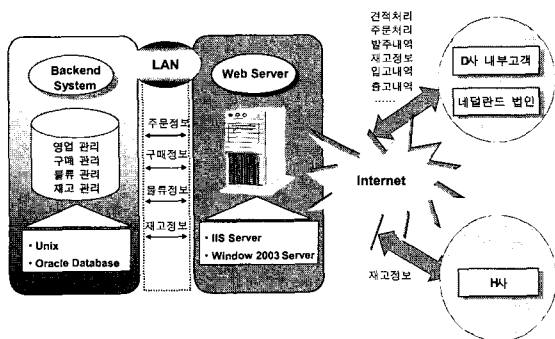
본 장에서는 제 3장에서 제시된 연구 방법에 따라 데이터마이닝을 이용한 종속적 재고관리 방안을 적용한 사례를 보인다.

4.1 적용사례의 기업 환경

사례기업인 D사는 선박엔진 부품을 판매하는 에이전트 기업으로 고객이 원하는 제품을 선박엔진 제조업체로부터 구매하여 판매하고 있다. 선박엔진부품은 에이전트 기업을 통해 판매되고 있으며, 특히 선박은 항해를 하기 때문에 주문한 제품이 납품되는 장소는 고정되어 있지 않다. D사는 선박이 많이 정박하는 네덜란드 현지에 해외법인을 세워 매출 확대를 기대하고 있다.

D사의 네덜란드 법인은 세계 최대 선박엔진 제조업체인 H사의 엔진 부품만을 판매하고 있지만, H사의 선박엔진부품은 해외유명 기업의 라이선스를 가지고 생산되는 제품이 많다. 선주들은 유럽 시장에서 H사의 부품뿐만 아니라, 해외 라이선스사의 부품도 구매하여 사용할 수 있는 환경이다. 이러한 경쟁적 환경에서 D사의 네덜란드 법인은 발주에서 납품에 걸리는 시간이 평균 2개월 이상 소요되기 때문에 일정량의 재고를 가지고 있어야 판매 경쟁력을 갖출 수 있다. 또한 고객이 여러 부품을 동시 구입할 경우, D사의 네덜란드 법인은 고객이 주문한 부품 가운데 하나의 부품이라도 원하는 시점에 준비되지 않는다면, 고객은 다른 경쟁 기업으로 구매의뢰를 함으로써 판매기회를 상실할 수 있다. 따라서 재고 관리는 과거 주문 경향에 따른 제품 상호간의 연관성을 고려하여야 판매기회 상실에 따른 손실비용을 줄일 수 있다.

네덜란드 법인의 재고관리는 H사의 부품판매와 직접적인 관계를 가지고 있어 상호 정보공유가 요구되고 있기 때문에 현행 시스템 구조는 <그림 3>과 같은 구조로

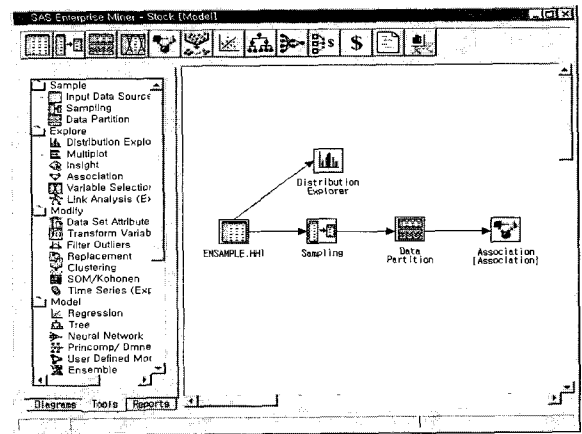


<그림 3> 현행 시스템 구조

D사, 네덜란드 법인, 그리고 H사 사이에 모든 정보가 인터넷으로 공유되고 있다.

4.2 연관성 분석에 따른 재고관리

본 연구에서는 <그림 4>의 분석모형과 같은 데이터마이닝 도구인 SAS Enterprise Miner를 사용한 분석 사례를 보인다. 적용된 과정은 다음과 같다.



<그림 4> 분석 모형

4.2.1 데이터 추출

본 연구에서는 데이터마이닝을 활용한 재고관리를 위해 기존 정보시스템의 주문정보로부터 데이터를 추출한다. 주문정보는 고객이 주문한 선박 부품내역에 대한 데이터로부터 재고관리 품목의 거래 빈도, 품목 간 연관성 등을 분석할 수 있다.

주문정보에서 관리하는 항목은 <표 1>과 같다. 연구

<표 1> 주문정보 관리 항목

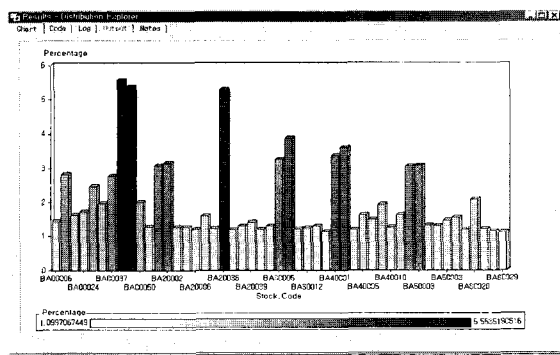
관리 항목	설명
주문번호	주문구분을 위한 유일한 번호
분류코드	선박엔진 유형에 따라 분류되는 코드
부품코드	선박엔진 부품에 주어지는 코드
부품명	선박엔진 부품명
수량	고객 주문 수량
단위	부품별 주문 단위
재고코드	재고로 관리되는 품목에 주어지는 코드
납기	고객이 인도를 원하는 날짜
판매단가	고객에 대한 판매 단가
.....	기타 관리 항목들

에 사용된 주문정보는 2001년 1월부터 2005년 12월까지 5년간의 데이터를 대상으로 하였다. 분석 데이터 추출은 전체 59,443건의 주문건수에서 선박이 초기 인도과정에서 구매되는 부품을 제외한 54,504건의 운항선을 대상으로 추출하였으며, 부품별 주문 242,557건에서 재고코드가 존재하는 47,227건의 데이터 가운데 H사에서 생산된 부품을 대상으로 14,352건의 데이터를 추출하였다.

4.2.2 데이터 정제

추출된 데이터는 재고 주문에 대한 원시 데이터로 데이터마이닝을 적용하기 위해 정제 및 변환과정을 거친다. 본 연구는 재고품목 사이의 연관성을 분석하기 위해 주문번호, 재고코드, 판매일자, 그리고 판매 수량을 연관성 분석 데이터로 정리한다. 주문번호와 재고코드는 1 : M 관계를 가지며, 주문에 따른 부품사이의 연관성 분석의 데이터로 사용된다. 또한 판매일자와 수량은 재고관리를 위한 항목으로 향후 시계열에 따른 재고변동관리를 위해 분석 대상으로 정의한다. 추출된 데이터의 판매일자는 데이터 형식을 문자로 관리하고 있어, 본 연구에서는 날짜 형식으로 변환하여 분석에 사용한다.

분석 대상 데이터는 재고품목 사이에 의미 있는 연관성을 도출하기 위해 5년간 평균 한 달에 한번 이상의 거래가 발생한 데이터를 대상으로 분석한다. 연관성 분석 데이터는 추출된 데이터 14,352건 가운데 결측치를 제외한 5,456건으로 48건의 재고품목을 대상으로 분석한다. 적용대상 데이터의 분포는 <그림 5>와 같다.



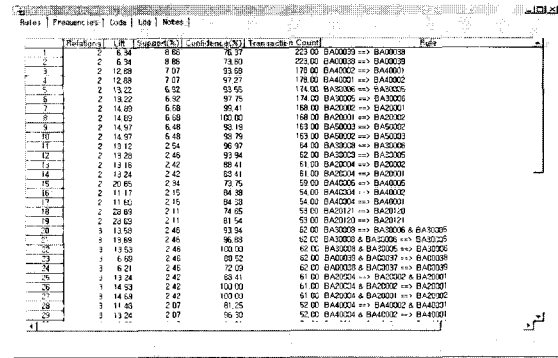
<그림 5> 분석 데이터 분포

4.2.3 연관성 추론

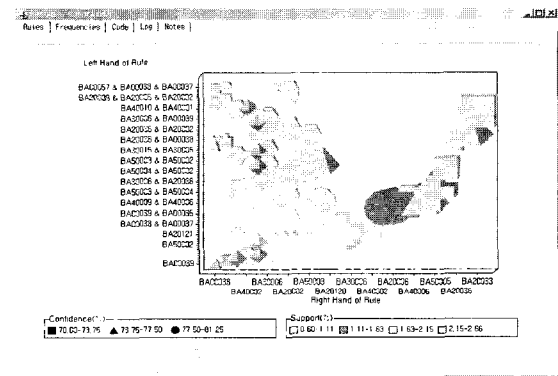
데이터마이닝을 이용한 주문내역의 분석은 고객의 주문 패턴뿐만 아니라, 제품 간의 종속성 및 연계성 등을 찾아내는데 유용하게 사용된다. 이렇게 분석된 데이터는 제품의 재고 전략, 창고 및 적재 등의 물류 관리에도 영향을 미치게 된다.

SAS Enterprise Miner의 연관성 분석 결과는 <그림 6>

과 같이 나타났으며, <그림 7>은 주어진 데이터의 연관성 분포를 보여준다.



<그림 6> 연관성 분석결과



<그림 7> 연관성 분석결과 데이터 분포

분석결과 전체 규칙은 92개의 규칙을 얻었다. 제시된 규칙은 항상도 값이 1이상인 규칙들로 모든 규칙들이 양의 상관관계로 의미가 있음을 알 수 있다. 신뢰도 역시 70% 이상의 값을 보여주고 있다. 즉, 제품 BA20121을 구매할 때 제품 BA20120을 구매하는 경우 항상도는 28.89, 지지도는 2.11%, 그리고 신뢰도는 74.65%이다. 이는 “BA20121 ==> BA20120”의 규칙의 경우, BA20121을 주문할 때 BA20120를 함께 주문할 확률이 74.65%라는 의미를 나타낸다.

본 연구에서는 항상도 1이상인 규칙을 대상으로 신뢰도 70% 이상인 규칙을 적용한다. 신뢰도 70% 이상은 한 품목이 판매될 때, 상호 연관되어 판매되는 경우가 70%라는 것으로 상당히 높은 연관성을 가진다고 판단되기 때문이다.

4.2.4 재고관리 시스템

본 연구에서는 연관성 분석에서 발생한 연관성 규칙을 재고정보와 연계한 효율적 재고관리 시스템을 제공한다. 기존 시스템은 각각의 재고항목에 대한 관리만 이

루어 졌지만, 본 연구에서 제공하는 시스템은 재고항목 사이의 연관성에 따라 고객서비스 수준을 고려한 재고 관리를 할 수 있다.

<그림 8>은 대상기업인 D사에서 H사와 거래되는 재고품목에 대한 관리화면을 나타낸다. <그림 8>에서 기존 시스템과 달리 품목별로 연관성 또는 거래의 종속성을 가지는 품목이 몇 개인지를 보여준다. <그림 8>의 화면은 현 시점의 재고품목에 대한 현황을 보여주고 있으며, 'BA20006'의 경우 재발주를 해야 할 시점에 놓여있다. 'BA20006'를 클릭하면, <그림 9>의 화면을 통해 연관성을 가지고 있는 재고에 대한 부품현황을 보여준다.

이 화면에서 연관성은 제품 사이의 신뢰도를 보여주며, 판매비중은 제품 사이의 지지도를 나타내는 것으로 해당 품목과 함께 발생하는 주문빈도를 나타낸다. 따라서 사용자는 재고품목을 확보하는데 소요되는 주문비용과 물류비용을 고려하여 재고 품목을 함께 확보할 것인가에 대한 판단 기준으로 사용될 수 있다.

번호	재고코드	품명	수량	단가	총액	잔량	발주수량	발주일자	발주상태	
1	BA20005	*PRISTON RING, R10(PRISTON-T)	1	EA 100,930	60	60	75	0	2005-11-09	
2	BA20006	*PRISTON RING, LEFT(PRISTON-T)	1	EA 100,300	60	60	79	0	2005-12-09	
3	BA20007	*PRISTON RING, NO.1, T=12.5MM	0	EA 144,320	16	20	60	20	0	2005-11-25
4	BA20008	*PRISTON RING, NO.2, T=12.5MM	2	EA 155,592	15	20	60	22	0	2005-12-28
5	BA20009	*TOP SCRAPER RING	2	EA 59,200	12	12	60	13	0	2005-12-28
6	BA20010	*PACK SEALING RING	2	EA 56,000	24	24	60	22	0	2005-12-29
7	BA20011	*COVER SEALING RING	0	EA 39,000	30	30	60	5	0	2005-01-13
8	BA20012	*SCRAPER RING	0	EA 41,558	16	16	60	17	0	2005-12-13
9	BA20013	*LAMELLA FOR STUFFING BOX	0	EA 3,613	390	250	60	47	290	2005-01-13
10	BA20014	*SPRING FOR STUFFING BOX	0	EA 4,200	60	60	60	0	60	2005-01-06

<그림 8> 재고관리 화면

재고코드	부품명	단가	발주단위	재량	발주수량
BA20006	*PACK SEALING RING	56,000	24	60	0

번호	재고코드	품명	수량	단가	총액	잔량	발주수량	발주일자	발주상태
1	BA20005	*TOP SCRAPER RING	67.7	12.00	13.00	1.7	12.00	0.00	
2	BA20009	*LAMELLA FOR STUFFING BOX	60.0	390.0	47.00	1.6	250	390.00	

<그림 9> 연관성 재고정보

5. 결 론

데이터마이닝의 연관성 분석은 하나의 거래나 사건에 포함되어 있는 품목들의 상호 연관성을 발견하는 것이다. 즉 연관성 규칙을 통해서 하나의 거래나 사건에 포함되어 있는 둘 이상의 품목들의 상호관련성을 발견하는 것이다. 여기서 유의한 규칙을 얻는 것은 품목간의 거래에 있어서 상호 연관 구매가 이루어진다고 판단할 수 있다.

본 연구는 D사의 주문정보에서 각 품목 사이에 의미 있는 규칙이 있는지를 파악하기 위해 SAS E-Miner를 이용한 연관성 분석 및 순차적 패턴분석을 실시하였다. 그 결과 고객 주문 패턴에는 재고품 사이의 연관관계에 유의한 규칙이 존재한다는 것을 찾아내었으며, 이를 통한 재고관리 시스템을 구축하였다.

'D'사는 본 연구에서 제시한 재고관리 시스템을 적용한 결과 <표 2>와 같은 정량적 효과를 가져왔다. <표 2>는 본 시스템을 적용한 시점인 2004년 수주 증가율이 2003년에 비해 큰 폭으로 증가한 것을 보여준다. 이러한 현상은 효율적 재고관리에 의해 타사보다 견적에서 수주에 이르는 평균 수주기간이 단축된 결과로 보인다. 또한 제시된 시스템은 고객 주문에 대한 서비스 수준의 향상을 통해 판매기회의 상실을 줄일 수 있을 것이다. 제시된 방법은 기존의 시계열 정보 또는 SQL 질의를 통한 단순 통계에 의한 기초 재고 정책 수립과 이를 참고에 적재하기 위한 전략에 상당한 변화가 있을 것으로 기대된다.

<표 2> 정량적 기대효과

년도	수주건수	전년대비 수주 증가율	평균 수주기간
2003년	2,366	-	39.70일
2004년	3,246	37.19%	15.00일
2005년	3,744	15.34%	9.19일
2006년	4,089	9.21%	6.26일

기존의 재고관리는 단일 품목에 대한 개별 품목의 재고통제를 중심으로 이루어졌기 때문에 품목간의 연관성에는 중점을 두지 않았다. 그러나 기업간 거래에서 구매자가 여러 품목을 구매할 때, 품목간의 연관관계가 존재한다면, 단순히 단일 품목 하나에 대한 재고수준 결정보다는 연관제품에 따른 재고수준 결정으로 판매증가를 가져올 수 있다. 이러한 연관성에 따른 재고관리는 품목 A가 판매될 때 품목 B가 판매될 확률이 매우 높기 때문

에 단순히 하나의 품목에 대한 재고관리를 한다면, 고객의 주문에 적절하게 대응하기 어려워질 수 있다. 특히 주문에서부터 납기에 이르는 리드타임이 매우 길 경우, 주문비용과 물류비용을 최소화하기 위해서는 제품 판매에 상호 연관성 있는 품목을 함께 주문하는 것이 요구될 것이다.

본 연구를 통해 도출된 결과는 기업의 재고관리 뿐만 아니라, 물류 창고관리의 효율적인 관리방안으로 활용될 수 있다. 즉, 창고 내 물품 보관을 위해서 연관성 있는 제품을 동일한 장소에 보관함으로써 제품 출고준비에 소요되는 시간을 줄일 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 안현철, 한인구; *데이터마이닝을 활용한 인터넷 쇼핑몰의 상품 추천 시스템 개발*, 한국과학기술원 MGSM 02137, 2002.
- [2] 장남식, 홍성완, 장재호; *데이터마이닝*, 대청, 1999.
- [3] 조재희, 박성진; *OLAOP 테크놀로지*, 시그마컨설팅, 1999.
- [4] Berry, J. and G. Linoff; *Data Mining Techniques : For Marketing, Sales, and Customer Support*, John Wiley & Sons, 1997.
- [5] Cercone, N. and Tsuchiya, M.; "Special issue in learning and discovery in databases," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 5(6) : 1993.
- [6] Chopra, S. and Meindl, P.; *Supply Chain Management Strategy, Planning and Operation*, Prentice Hall, NJ, USA, 2001.
- [7] Conklin, D., Fortier, S., and Glasgow, J.; "Knowledge Discovery in molecular database," *IEEE Transactions Knowledge and Data Engineering*, 5(6) : 985-987, 1993.
- [8] Fisher, M. L.; "What Is the Right Supply Chain for Your Product?," *Harvard Business Review*, 72(2) : 105-117, 1997.
- [9] Han, J.; *Data Mining, Encyclopedia of Distributed Computing*, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [10] Jeong, B.J., S. B., Jeong, H. S., and Kim, S. W.; "An Available-To-Promise System for TFT LCD Manufacturing in Supply Chain", *Computers & Industrial Engineering*, 43 : 191-212, 2002.
- [11] Major, J. and Riedinger, D.; "EFD : A hybrid knowledge / statistical based system for the detection of fraud," *International Journal of Intelligent Systems*, 7(7) : 687-703, 1992.
- [12] Weng, Z. K.; "Strategies for Integrating and Lead Time and Customer Order Decisions", *IIE Transactions*, 31 : 161-171, 1999.